

Steigerung der Prozessstabilität durch Prozessdatenanalyse in der Präzisionsmontage

Von der Fakultät für Maschinenbau
der Technischen Universität Carolo-Wilhelmina zu Braunschweig
zur Erlangung der Würde
einer Doktor-Ingenieurin (Dr.-Ing.)
genehmigte Dissertation

von: **Ricarda Regina Schmitt**
geboren in: Detmold

eingereicht am: 02.07.2020
mündliche Prüfung am: 27.11.2020

Vorsitz: Prof. Dr.-Ing. Rainer Tutsch
Gutachter: Prof. Dr.-Ing. Klaus Dröder
Prof. Dr. Jochen Steil
Dr.-Ing. Jan Wrege

Bibliografische Information der Deutschen Nationalbibliothek:

Die Deutsche Nationalbibliothek verzeichnet diese Publikation in der Deutschen Nationalbibliografie; detaillierte bibliografische Daten sind im Internet über www.dnb.de abrufbar.

ISBN 978-3-8027-8360-9

Das Werk ist urheberrechtlich geschützt. Die dadurch begründeten Rechte, insbesondere die der Übersetzung, des Nachbearbeitens, der Entnahme von Abbildungen, der Funksendung, der Wiedergabe auf fotomechanischem oder ähnlichen Weg und der Speicherung in Datenverarbeitungsanlagen, bleibt auch bei nur auszugsweiser Verwendung vorbehalten.

©Vulkan-Verlag, Essen 2021 Printed in Germany

Die Wiedergabe von Gebrauchsnamen, Handelsnamen, Warenbezeichnungen usw. in diesem Werk berechtigen auch ohne besondere Kennzeichnung nicht zu der Annahme, dass solche Namen im Sinne der Warenzeichen- und Warenschutzgesetzgebung als frei zu betrachten wären und daher von jedermann benutzt werden dürfen.

Ein herzliches Danke

Diese Arbeit entstand auf der Grundlage meiner Tätigkeit am Institut für Werkzeugmaschinen und Fertigungstechnik der Technischen Universität Carolo-Wilhelmina zu Braunschweig. Ein großer Dank geht an Prof. Dr.-Ing. Klaus Dröder, der mein Doktorvater war und ist, und mich mit zahlreichen Gesprächen während der Entstehungsphase meiner Promotion begleitet hat. Dr.-Ing. Jan Wrege danke ich für die Übernahme des Zweitberichts, Prof. Dr. Jochen Steil danke ich ebenfalls für die Übernahme des Zweitberichts und Prof. Dr.-Ing. Rainer Tutsch gilt mein Dank für die freundliche Übernahme des Prüfungsvorsitzes.

Ein großer Dank gilt meinen Kollegen der Siemens Healthineers AG Dr.-Ing. John Ellwood und Dr.-Ing. Jan Wrege, die mich fachlich großartig weitergebracht und die Entwicklung meiner Forschung unterstützt haben. John, der sich sehr viel Zeit genommen hat, die Arbeit zu lesen und in Telefonaten immer mit Rat zur Seite stand. Ebenfalls Jan, der immer ein offenes Ohr für fachliche Gespräche hatte. Auch den weiteren Kollegen meiner Abteilung, auch über meine Abteilung hinaus, möchte ich danken, dass sie mit ihren Nachfragen zur Fertigstellung meines Projektes und ihren stets interessierten, auch fürsorglichen Gesprächen einschließlich humorvoller Bemerkungen mich immer wieder motiviert haben.

Weiterhin möchte ich meinen Kollegen aus der Zeit meiner Tätigkeit am IWF, im besonderen Jakob Heyn, Paul Bobka und Birk Wonnenberg, danken, die in so mancher Kaffee-Runde gute, manchmal verwirrende Ideen, aber stets produktive Vorschläge zum Überdenken für mich bereitgestellt haben. Als fachliche Kritiker haben sie geholfen, Ergebnisse differenziert zu hinterfragen. Zudem möchte ich den zahlreichen Studenten danken, die mit ihrer Arbeit, ihrem Einsatz und ihren Ideen einen Teil zur Arbeit beigetragen haben. Besonders hervorzuheben ist hier Robert Decressin, Jeldrick Powitz und Johannes Riedel. Ein großer Dank geht auch an meine Freunde, die bereit waren, ihre Zeit zum Finden des ein oder anderen Schreib-, Grammatikfehlers oder Formatierungsproblems zu opfern. An dieser Stelle sind Dr.-Ing. Kathrin Wegener, Philipp Blumenthal, Elena Stein und Mona Kyras besonders hervorzuheben. Zudem danke ich meinen Freunden für den Rückhalt, den sie mir während der Erstellung gaben, und die mich immer wieder mit aufmunternden Worten unterstützten.

Nicht zuletzt seien meine Eltern Regina und Siegfried Schmitt sowie mein Bruder Tankred erwähnt, die auch in stressigen Zeiten zuhörten, für Besuche jederzeit verfügbar waren und so einen Ruhepol bildeten. Zudem bin ich ihnen dankbar, dass sie mir mein Studium ermöglicht und mich durch jenes begleitet haben. Ein ganz besonderer Dank geht an meinen Freund Kai Bockwinkel, bei dem ich immer Ruhe finden konnte und der mich immer einmal wieder auf den Boden der Realität des „normalen Lebens“ zurückgeholt hat. Danke Kai, dass du meine Launen ertragen und mit Humor genommen hast, dass du mich auf diese Weise bestärkt hast, das Projekt voranzutreiben und abzuschließen. Mögest auch du dein Projekt erfolgreich beenden.

Kurzfassung

Die vorliegende Arbeit befasst sich mit dem Ziel der Prozessstabilisierung in der Präzisionsmontage. Die besonderen Herausforderungen innerhalb eines Präzisionsmontage-Prozesses sind hohe Bauteil- und Anlagen-Kosten, geringe Stückzahlen und daraus resultierend eine geringe Datengrundlage. Weitere Besonderheiten sind eine hohe Datendurchdringung der Prozesse und eine hohe Qualität der verfügbaren Daten. In Präzisionsmontage sind bereits zahlreiche Sensoren im Prozess verfügbar, sodass sowohl jeder Teilprozess abbildbar ist, aber auch präzise und damit qualitativ hochwertige Daten erfasst werden. Als zentrale Herausforderung werden die sehr hohe geforderte Montagegenauigkeit (Präzisionsmontage) und die vielfältigen Störeinflüsse auf den Montageprozess aufgefasst. Diese Herausforderungen stellen einen Forschungsbedarf dar, der im Rahmen dieser Arbeit zu lösen ist.

Innerhalb dieser Arbeit werden zwei Methoden entwickelt, welche die beiden zentralen Begriffe prozessorientiert und Data Mining repräsentieren. Die erste Methode ist die Methode zur Analyse von Fertigungsprozessen mit beschränkter Datenbasis. Diese Methode befasst sich mit der strukturierten Prozessspezifischen Aufzeichnung einer Datenbank. Hierin erfolgt eine Daten-Segmentierung, um geringe Datenmengen für eine zuverlässige Aussage nutzbar zu machen. Die vorliegenden Daten werden basierend auf der Fertigungs-Prozessstruktur segmentiert. Für die Abbildung der Fertigungs-Prozessstruktur werden Expertenbefragungen durchgeführt. Ebenfalls auf der Grundlage von Expertenbefragungen erfolgt eine Vorabschätzung der relevanten Montageprozess-Einflüsse sowie eine Aufstellung von deren Wirkungszusammenhängen. Anschließend kann durch eine Bewertung und Priorisierung der zuvor gefundenen Wirkungszusammenhängen eine erste Datenvernetzung abgeleitet werden. Resultierend aus der Priorisierung der Wirkzusammenhänge können eine Fehlerkompensations-Bewertung und eine Auswahl relevanter Datenpunkte erfolgen. Basierend auf dem in dieser Methode entwickelten Bewertungssystem können bereits vor Durchführung des Montage-Prozesses Fehler- und Wirkungszusammenhänge aufgedeckt werden.

Die zweite Methode ist die Methode der prozessorientierten Datensegmentierung und Analyse. Unter der prozessorientierten Datensegmentierung wird die Auswahl von Teilmodulen anhand der in der vorhergehenden Methode erstellten Priorisierung verstanden. Mit dieser zweiten Methode wird eine komplexe Analyse des Fertigungsprozesses sowie der darin enthaltenen Ereignis-Kausalitäten durchgeführt. Hierbei wird der Fertigungsprozess in Teilfertigungsprozessketten unterteilt und gemäß des Aufbaus der Teilfertigungsprozesskette eine Modellstruktur in Teilmodulen abgeleitet. Anschließend werden die erhaltenen Teilmodule vernetzt. Auf Basis der in der ersten Methode durchgeführten Dateninfrastrukturplanung lassen sich zentrale Teilmodule identifizieren und modellieren. Zudem besitzt die Datenqualität, die mit Hilfe der ersten Methode erzielt wird, einen hohen Einfluss auf die Qualität der erreichbaren Ergebnisse der Teilmodule der zweiten Methode.

Mit den vorliegenden Methoden sollen die Herausforderungen der Präzisionsmontage, der sehr hohe geforderte Montagegenauigkeit mit vielfältigen Störeinflüssen auf den Montageprozess, bei gleichzeitig geringem Umfang verfügbarer Trainingsdaten, lösen lassen. Beide Methoden zielen darauf ab, die zwar kleine, jedoch aufgrund der Vielzahl verfügbarer Sensoren, qualitativ hochwertige Datenbasis optimal zu nutzen. Die gewonnene Teilmodulare-Struktur ermöglicht zudem eine spätere Erweiterung der bereits aufgestellten Teilmodule um weitere Datenpunkte oder Teilprozesse. So kann dynamisch auf Prozessadaptionen reagiert werden.

Im experimentellen Teil der Arbeit werden am Beispiel eines konkreten Präzisionsmontage-Prozesses die zwei vorgeschlagenen Methoden angewendet. Damit der Nutzen der Modularisierung nachgewiesen werden kann, wird eine Studie der Übertragbarkeit der beiden Methoden auf einen weiteren Präzisionsmontageprozess durchgeführt.

Abstract

This thesis deals with the topic of process-oriented predictive data mining in precision assembly. Within precision assembly processes, there are many special challenges which include the high component and machine costs and comparatively low volumes of produced parts. Due to the nature of precision assembly processes, there are many application specific sensors integrated within the process. For the produced parts there is thus high quality, low level data available. Acting against the process are disturbances, which are unpredictable and when going unchecked can cause the process to exceed its limits. Although the process data can counteract some of these effects, it is not able to bring the information together to predict the resulting assembly accuracy.

Within this thesis two methods are introduced, one of which focuses on the concepts process-orientation and the other on data mining. The first method explores the analysis of manufacturing processes together with a limited database. This method deals with the structured process-specific recording of a database. This involves data segmentation in order to make small amounts of data usable for a reliable statement. The available data is segmented based on the manufacturing process structure. Expert surveys are carried out to map the manufacturing process structure. A preliminary estimate of the relevant assembly process influences, and a list of their interdependencies are also carried out on the basis of expert interviews. Subsequently, an initial data network can be derived by evaluating and prioritizing these.

The second method is the method of process-oriented data segmentation and analysis. Process-oriented data segmentation means the selection of submodules based on the prioritization created in the previous method. This second method performs a complex analysis of the manufacturing process and the event causalities it contains. The manufacturing process is subdivided into partial manufacturing process chains and a model structure is derived in partial modules following the partial manufacturing process chain. Subsequently, the receiving submodules are

networked. On the basis of the data infrastructure planning carried out in the first methods, central submodules can be identified and modelled. In addition, the data quality achieved with the help of the first method has a high influence on the achievable results of the submodules of the second method.

The proposed methods can be used to solve the challenges of precision assembly, very high required assembly accuracy with various interference influences on the assembly process, and at the same time low amount of available training data. Both methods aim at optimally using the small, but high-quality data basis. The resulting modular structure can then be expanded at a later date to include additional data points or subprocesses. In this way it is possible to react dynamically to process adaptations. In the experimental part of the work, the two proposed methods are applied using the example of a concrete precision assembly process. In order to demonstrate the benefit of modularization, a study of the transferability of the two methods to another precision assembly process is carried out.

Inhaltsverzeichnis

Inhaltsverzeichnis	XI
1 Einleitung	1
1.1 Zielsetzung	2
2 Stand der Technik und Eingrenzung der Arbeit	5
2.1 Prozesse in der Präzisionsmontage	5
2.2 Data Mining	10
2.2.1 Datenbanken – Bereitstellen von Daten	14
2.2.2 Datenanalyse als Methode des Data Minings	16
2.3 Instandhaltungsstrategien	20
2.4 Vorgehen zur Fehlersystematisierung	23
2.5 Fazit und Handlungsbedarf	24
3 Vorgehensweise der Arbeit	29
3.1 Vorgehensmethode der Arbeit	30
3.2 Darstellung der Ausgangssituation	35
4 Prozessorientierte Analyse von komplexen Fertigungsprozessen	41
4.1 Sensorik im Produktionsprozess	44
4.1.1 Eingesetzte Sensorik: Bildgebung	44
4.1.2 Eingesetzte Sensorik: Oberflächenerfassung	45
4.2 Bereitstellen der Prozessdaten	45
4.2.1 Integration verschiedener Datenquellen	46
4.2.2 Auswahl einer Datenbank und Festlegung der Struktur	47
4.2.3 Informationsextraktion	50
4.2.4 Sichten der Daten	51
4.3 Aufteilen in Datenbereiche – Das Prozessmodell	52
4.4 Systematik zur Messpunktidentifizierung	54
4.4.1 Korrelationen zwischen Fehlern und Sensorwerten	55
4.4.2 Festlegen der auszuwertenden Sensoren im Prozess	63
4.4.3 Bewertung der zugrunde liegenden Datenbasis	70
4.5 Entwurf und Qualifizierung eines Demonstrationsprozesses	72
4.5.1 Konzeption eines Hardware-Demonstrationsprozesses	72
4.5.2 Statistische Methoden zur Aufweitung einer Datenbasis	76
4.6 Fazit: Leitfaden zur Prozessanalyse	79

5	prozessorientierte Datensegmentierung und Modellierung	81
5.1	Das Prozessmodell	81
5.1.1	Aufbauen von Submodulen	83
5.1.2	Spezifikation des Normalprozesses und Detektion von Abweichungen – Modellbildung	85
5.2	Modellierung ausgewählter Submodule	89
5.2.1	Subgruppe Maschine	89
5.2.2	Subgruppe Prozess	98
5.2.3	Subgruppe Produkt	112
5.2.4	Subgruppe Umgebung	118
5.3	Die Haupt- bzw. Verknüpfungsfunktion	124
5.3.1	Ableiten von Handlungsanweisungen und Abschätzen einer Montagegenauigkeit	126
5.3.2	Einbindung des Analysewerkzeugs	129
5.4	Vergleich des gefundenen Modells mit einem Black-Box-Ansatz . . .	130
5.5	Fazit	132
6	Experimentelle Prüfung des Prozessmodells	135
6.1	Evaluierung einzelner Module und Submodule	135
6.1.1	Bildverarbeitung	137
6.1.2	Ebenheitsvermessung	138
6.1.3	Achsenpositionierverhalten	139
6.1.4	Eingangskontrolle	140
6.1.5	Weitere Teilmodule	141
6.1.6	Verifikation der Hauptfunktion in einem realen Produktionsprozess	142
6.2	Vergleich zwischen Vorhersage und tatsächlichen Ereignissen	149
6.3	Tabletbasierte Visualisierung	154
6.4	Fazit	156
7	Übertragbarkeit auf ähnliche Montagesysteme	157
8	Zusammenfassung und Ausblick	165
8.1	Zusammenfassung	165
8.2	Ausblick	168
A	Anhang	169
	Abkürzungen und Symbole	233
	Abkürzungsverzeichnis	233
	Symbolverzeichnis	233
	Indices	235

1 Einleitung

Die Durchführung und Optimierung von automatisierten Montageprozessen ist grundsätzlich eine komplexe Aufgabenstellung. Im Regelfall kann eine Montageprozessoptimierung nach dem aktuellen Stand der Technik nur von Prozessexperten realisiert werden. Grundsätzlich besteht der Montage- oder Fertigungsprozess aus einer Verkettung von vielfältigen Teilprozessen, auf die unterschiedlichste Einflussfaktoren wirken. Dies führt im Ergebnis zu einem komplexen Fertigungsprozess.

Ein aktueller Trend ist die steigende Verbreitung von Elektronikprodukten sowohl im privaten als auch im industriellen Umfeld. Immer mehr Funktionen werden mithilfe von Elektronikprodukten automatisiert und abgebildet. Da Elektronikprodukte in ihren Anwendungen zunehmend universeller werden und jederzeit verfügbar sein müssen, steigt ihre Funktionsdichte stark an. Daraus ergibt sich in der Elektronikproduktion ein zunehmender Trend hin zur Miniaturisierung von Bauteilen bei hoher Funktionsintegration. So lässt sich sowohl das Gewicht von Baugruppen verringern als auch ein höheres Maß an Funktionalität erreichen. Dies kann in besonderem Maße in der Mikrosystemtechnik beobachtet werden [20]. Ähnliche Bedingungen wie für den Bereich der Mikrosystemtechnik können auch für die Präzisionsmontage angenommen werden, die in der vorliegenden Arbeit betrachtet wird.

Die Präzisionsmontage zeichnet sich vor allem durch ihre engen Toleranzgrenzen (unter $25\text{ }\mu\text{m}$ [88]) aus. Die Montage von Bauteilen innerhalb dieser Toleranzgrenzen bringt einen sehr empfindlichen und infolge der teuren Komponenten und der teuren Anlagentechnik auch kostenintensiven Montageprozess mit sich. Zudem führen vielfältige Störeinflüsse und Ungenauigkeiten in der Präzisionsmontage aufgrund der engen Toleranzgrenzen schneller zu einem Bauteilausschuss als in einem konventionellen Montageprozess.

Die Nebenzeit und die Maschinenstunden (die Einsatzzeit) eines solchen Montagesystems sind kostenintensiv. Daher ist bei der Prozesseinrichtung zusätzlich darauf zu achten, dass die Einsatzzeit des Montagesystems minimal gehalten wird. Die hohen Anlagenkosten haben zusammen mit dem hohen Aufwand für die Einrichtung und den teuren, empfindlichen Bauteilen zur Folge, dass möglichst wenige Testdurchläufe des Fertigungsprozesses erfolgen sollen. Die geringe Zahl der Testdurchläufe spiegelt sich in einer kleinen verfügbaren Datenbasis wider. Die kostenintensive Einsatzzeit des Montagesystems führt somit zwangsläufig dazu, dass nur wenige Daten zur Verfügung stehen.

Aktuell gibt es zahlreiche Bestrebungen, anfallende Prozessdaten in Fertigungsprozessen zu nutzen. So wird in einer Studie von Brynjolfsson [19] eine erhebliche

Produktionssteigerung belegt, wenn datenbasierte Entscheidungen in Fertigungsprozessen getroffen werden. Oft wird für solche datenbasierten Entscheidungen eine Vielzahl an Daten benötigt. Insbesondere komplexe Fertigungsprozesse mit komplexen Störeinflüssen lassen sich nur mit erheblichen Datenmengen abbilden [42]. Diese Anforderung steht jedoch im Widerspruch zu der eingangs beschriebenen Situation einer nur kleinen verfügbaren Datenbasis. Der steigende Einsatz von Datenanalysetechniken im Fertigungskontext lässt derzeit allerdings erheblichen Raum für Verbesserungspotenziale besonders im Hinblick auf komplexe Fertigungsprozesse mit kleinen Datenbasen.

1.1 Zielsetzung

In der vorliegenden Arbeit sollen Methoden gefunden werden, um aus den vorhandenen Daten Störungen im Fertigungsprozess zu prognostizieren. Entsprechend dem aufgezeigten Handlungsbedarf betreffen die Ziele sowohl die Datenermittlung als auch die Umsetzung einer Datenanalysestrategie, visualisiert in Abbildung 1.1. Ansätze für eine Lösung sind die Generierung einer geeigneten Datenbasis, die Datenaugmentation sowie die Anwendung von Data-Mining-Ansätzen.

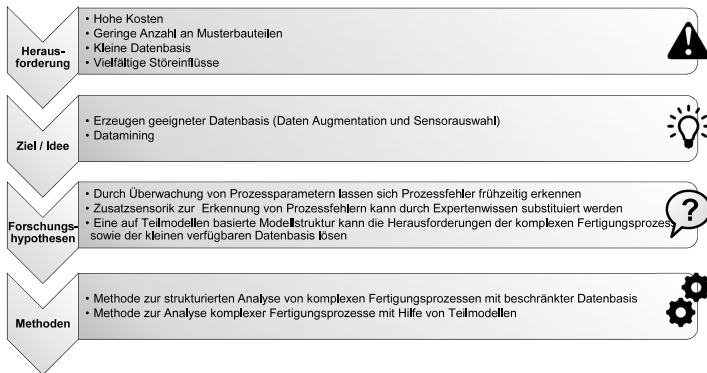


Abbildung 1.1: Struktur zur Herleitung der Forschungshypothesen und Definition der zentralen Methoden der Arbeit

Das Ziel dieser Arbeit besteht in der Entwicklung und Anwendung eines prozessorientierten Data Minings im Umfeld der Präzisionsmontage. Ihr Titel lautet daher: *Steigerung der Prozessstabilität durch vorausschauende Prozessdatenanalyse in der Präzisionsmontage*. Gemäß dem formulierten Ziel stehen die beiden Kernbegriffe „prozessorientiert“ und „Data Mining“ im Fokus der Untersuchung.

Anhand des definierten Ziels werden folgende zentralen Forschungshypothesen gebildet:

- Durch die Überwachung von Prozessparametern lassen sich Prozessfehler frühzeitig erkennen.
- „Zusatz-Sensorik zur Erkennung von Prozessfehlern kann durch Expertenwissen substituiert werden.
- Eine auf einem Teilmodell basierende Modellstruktur kann die Herausforderungen der komplexen Fertigungsprozesse sowie der kleinen verfügbaren Datenbasis lösen.

Der ersten Hypothese liegt der Data-Mining-Gedanke zugrunde und die zweite Hypothese zielt auf die prozessspezifischen Besonderheiten, die mithilfe von Expertenwissen beschrieben werden können. Die dritte Forschungshypothese betrifft die Auswahl der Daten- und Modellstruktur. Insbesondere hier besteht großer Forschungsbedarf. Mit einem Ansatz, wie er in den genannten Hypothesen umrissen ist, kann der Aufwand bei der Erfassung und Aufbereitung der Daten sowie für Modellanpassungen bei Prozessänderungen erheblich reduziert werden. Zusammenfassend lässt sich daraus folgende Aussage formulieren: *Ein hinreichendes Prozessverständnis sowie geeignete Fertigungshinweise können dem Maschinenbediener helfen, einen Weg zu einer präzisen Baugruppe zu finden und dabei Prozessstörungen sowie den Bauteilausschuss zu minimieren.* Die aufgestellten Forschungshypothesen werden durch Betrachtung der zuvor definierten Kernbegriffe nachfolgend differenzierter spezifiziert.

Prozessorientiert Der erste Kernbegriff „prozessorientiert“ beschreibt die prozessspezifischen Anforderungen an die Informationsextraktion, die sicherstellen sollen, dass in dem speziellen Umfeld der Präzisionsmontage Informationen aus Prozessdaten generiert werden. Prozessspezifische Anforderungen ergeben sich aus den engen Toleranzgrenzen, der kleinen Datengrundlage und den vielfältigen Störgrößen, die sich nahe an der Sensorauflösung bewegen.

Data Mining Die Informationsextraktion leitet zum zweiten Kernbegriff „Data Mining“ über. Im Zuge der Informationsextraktion werden in den zuvor behandelten Daten Muster und Auffälligkeiten erkannt, die in Informationen und damit in Prozesswissen umgewandelt werden. Auf diese Weise werden logische Zusammenhänge und bis zu diesem Zeitpunkt verdeckte Prozessstrukturen aufgedeckt.

Aus den beiden Kernbegriffen, den oben formulierten Forschungshypothesen sowie den Herausforderungen des Umfeldes lassen sich die beiden zentralen Methoden dieser Arbeit ableiten.

Die erste Methode dient zur prozessorientierten Analyse von komplexen Fertigungsprozessen mit beschränkter Datenbasis.

Die zweite Methode zielt auf die prozessorientierte Datensegmentierung und Modellierung auf der Basis von Teilmodellen.

Aus der so abgegrenzten Problemstellung ergibt sich die in dieser Arbeit zu beantwortende zentrale Fragestellung:

Welche Möglichkeiten bietet eine vorausschauende Prozessanalyse für komplexe Fertigungsprozesse mit beschränkter Datengrundlage?

Daraus ergeben sich für die konkrete Anwendung einige weitere zentrale Aspekte, die im Rahmen dieser Arbeit zu betrachten sind: die Sensorauswahl sowie die konkrete Selektion der zu analysierenden Daten; daraus folgend die Analysestrategie zur Datenauswertung. Bei dem Einsatz einer Echtzeitdaten- und Prozessanalyse ist weiterhin zu entscheiden, zu welchem Zeitpunkt und wie eine Systemwarnung zu realisieren ist. Ein zentraler Punkt ist die Suche nach Zusammenhängen in Datentrends, nach Auffälligkeiten und daraus resultierenden Produktfehlern. Es ist darauf zu achten, dass nicht jeder Produktfehler aus dem Zusammenspiel einer oder mehrerer zeitgleich auftretender Auffälligkeit resultiert, sondern dass auch für sich genommen wenig auffällige Prozessdaten in ihrem Zusammenspiel einen solchen zur Folge haben können. Schließlich ist nach den nach Auswertung des Prozessdatenverlaufs erreichbaren Toleranzgrenzen zu fragen. In den folgenden Kapiteln werden die beiden vorgeschlagenen Methoden entwickelt und qualifiziert.

2 Stand der Technik und Eingrenzung der Arbeit

Dieses Kapitel führt in die Präzisionsmontage ein und grenzt sie von anderen Montageprozessen ab. Anschließend werden Data-Mining-Strategien vorgestellt, die die Grundlage für die Informationsextraktion aus einem Montageprozess bilden. Die Voraussetzung für die Datenanalyse bilden die Datenvorverarbeitungsstrategien. Im Bereich der vorausschauenden Instandhaltung werden Verfahren betrachtet und hinsichtlich ihres Potenzials für eine vorausschauende Prozessanalyse im Präzisionsmontageprozess bewertet. Daran schließt sich die Betrachtung der Fehlersystematisierung für andere Teilbereiche des Fertigungsprozesses an.

2.1 Prozesse in der Präzisionsmontage

Die Präzisionsmontage ist eine Sonderform der Montage. Unter *Montage* versteht man die „Gesamtheit aller Vorgänge, die dem Zusammenbau von geometrisch bestimmten Körpern dienen“ [41, S. 1461]. Hier sind die Besonderheiten des Präzisionsmontageprozesses hervorzuheben. Zentral ist die Genauigkeitsanforderung unter $20\mu m$ [88]. Der Prozess der Präzisionsmontage wird im Folgenden eingeführt. Er stellt die Ausgangssituation für die vorliegende Arbeit dar. Anhand des Stands der Technik werden anschließend Erweiterungen des Prozesses in Richtung Prozessdatenaufzeichnung, -analyse und -verständnis betrachtet.

Allgemein wird der Montage die Funktion „Fügen“ zugeordnet. Fügen unterteilt sich in neun Gruppen: Zusammensetzen, Füllen, Anpressen, Fügen durch Urformen, Fügen durch Umformen, Fügen durch Schweißen, Fügen durch Löten, Fügen durch Kleben sowie textiles Fügen [34]. Teilfunktionen sind Handhaben, Justieren, Kontrollieren sowie Sonderoperationen. Handhaben beschreibt dabei alle Aktionen, die an der Schaffung, Sicherstellung, Veränderung oder Kontrolle der räumlichen Anordnung der betreffenden Objekte beteiligt sind [125]. Innerhalb dieser Arbeit stehen die Funktionen Handhaben und Kontrollieren im Vordergrund. Ziel ist es sicherzustellen, dass Toleranzanforderungen und Anforderungen des funktionsgerechten Fertigungs eingehalten werden. Kontrollieren beinhaltet alle dem Fügevorgang folgenden Mess- und Prüfaufgaben [41].

In der Präzisionsmontage liefern die erreichbaren Toleranzen das Hauptkriterium für die Unterscheidung in *Montage* und *Präzisionsmontage*. In Abbildung 2.1 sind die maßgeblichen Bauteil- und Toleranzgrenzen aufgeführt. Obwohl die Grenzen zwischen Mikromontage und Präzisionsmontage klar durch die Bauteilabmaße

und die Montagegenauigkeiten definiert sind, werden in der Literatur die Begriffe *Mikromontage*, *Präzisionsmontage* und *Mikropräzisionsmontage* oft synonym verwendet. Raatz et al. [92] erklären dies damit, dass auch für größere Bauteile mit hoher Funktionsintegration hohe Toleranzanforderungen gelten. Deshalb sei zuerst die Mikromontage spezifiziert, für die es eine entsprechende VDI-Richtlinie [129] gibt. „Mikromontage ist der Zusammenbau mikrotechnischer Bauteile, Aufbau von Mikrokomponenten auf Montageflächen oder deren Einbau in Gehäuse einschließlich elektrischer Kontaktierung und Erstellung sonstiger Anschlüsse (z. B. Medien)“ [129]. Diese Richtlinie beschreibt die bei der Mikromontage auftretenden charakteristischen Anforderungen, die sich auch auf die Präzisionsmontage übertragen lassen.

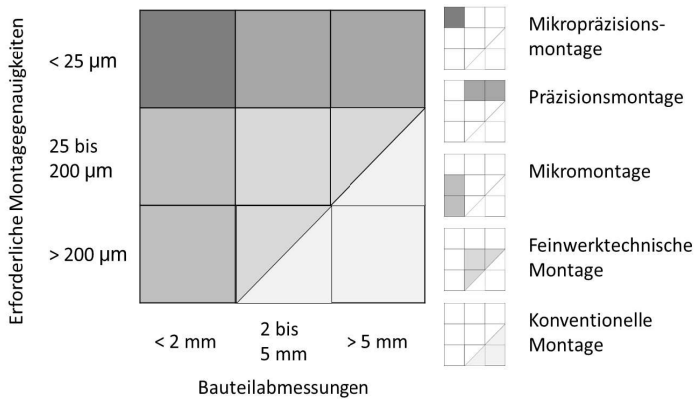


Abbildung 2.1: Klassifizierung der Montagegenauigkeit [88]

Im Stand der Technik finden sich erste Ansätze, um die in einem Präzisionsmontageprozess erforderliche hohe Komplexität und die damit zusammenhängenden hohen Kosten zu beherrschen [37] [133]. Oft werden Präzisionsmontageprozesse nur teilautomatisiert oder mit Unterstützung von Manipulationssystemen durchgeführt. Ein Grund ist das Ziel, so die Flexibilität im Prozess hoch zu halten. Werden vollautomatisierte Prozesse genutzt, ergeben sich sehr hohe Anforderungen an die Nutzung der Sensorik für die Zustandserfassung [1]. Ein Ansatz ist die Reduzierung der Komplexität im Produktionsaufbau. Hierbei werden im Wesentlichen Schnittstellen standardisiert und standardisierte Hardwarebausteine eingesetzt. Anschließend werden mehrere Hardwarebausteine zu einer komplexeren Baugruppe zusammengestellt [78]. Dies findet in der Mikrosystemtechnik Anwendung. Ein vergleichbarer Ansatz ist die Modularisierung des Montagewerkzeugs. Jacob [64] beschreibt, wie solch ein modulares System für die Mikromontage genutzt werden kann. Modulare Präzisionsmontagesysteme sind bereits am Markt erhältlich [123][54]. Bei dieser

Modularität können unterschiedliche Hardware-Module zusammengesetzt werden. Dies beinhaltet, dass auch die Informationsflussgestaltung adaptierbar gehalten werden muss, um sicherzustellen, dass zusätzliche Komponenten wie beispielsweise ein weiterer Greifer oder ein weiteres Messsystem hinzugefügt werden können. Zudem können über standardisierte Schnittstellen die jeweiligen Module einfach in den Fertigungsprozess eingebracht und ein durchgängiger Datenfluss abgebildet werden.

Hardware-Technik Als Nächstes wird der Stand der Hardware-Technik im Bereich der Präzisionsmontage erläutert. Bestückmaschinen und Kollaborationsroboter werden zusätzlich zu den konventionellen Präzisionsmontagesystemen ebenfalls betrachtet, da sie für den Einsatz einer präzisen Montageaufgabe ebenfalls geeignet sind. Mit Blick auf den Aufbau von Robotern kann prinzipiell zwischen seriellen und parallelen Roboterstrukturen differenziert werden. Die redundante Struktur paralleler Roboter ermöglicht eine nahezu vollständige Kompensation von Positionsabweichungen [112]. Allerdings ist das Verhältnis von Arbeitsraum zu Bauraum bei parallelen Strukturen im Vergleich zu seriellen Strukturen ungünstig. Eine Sonderform der parallelen Roboter stellt das auf rotatorischen Antrieben basierende Desktop-Montagesystem von Burisch [22] dar. Es schafft durch die Anpassung der Größe der Roboterstruktur an die Größe der zu handhabenden Mikrobauteile eine Sonderform, die raumeffizient eingesetzt werden kann. [57]

Serielle Roboter sind mit hintereinander geschalteten Gelenken aufgebaut. Dies kann zu einer Addition von Positionierfehlern führen [137]. Serielle Roboter werden in kartesische und rotatorische Roboter unterschieden. Kartesische Roboter sind mit Linearachsen aufgebaut, während SCARA-Roboter rotatorische Antriebe nutzen. Kartesische Präzisionsroboter können Wiederholgenauigkeiten von 0,1 bis $0,5\text{ }\mu\text{m}$ erreichen [137]. Ein Nachteil kartesischer Strukturen ist, dass sie im Vergleich zu den verarbeiteten Werkstücken einen sehr großen Bauraum benötigen. SCARA-Systeme beziehungsweise rotatorische Systeme erreichen in der Regel geringere Wiederholgenauigkeiten um $10\text{ }\mu\text{m}$, wobei es sehr leistungsstarke Systeme gibt, die Wiederholgenauigkeiten von bis zu $5\text{ }\mu\text{m}$ erreichen [137]. Roboter mit rotatorischen Antrieben finden in der Präzisionsmontage kaum Anwendung, da die Montageaufgaben so gestaltet sind, dass für die meisten lediglich drei lineare Freiheiten sowie eine rotatorische Freiheit benötigt werden [60]. Diese Anforderung kann jedoch nach Lotter [73] je nach Anwendungsbranche variieren.

Eine Sonderform der Roboter stellen Kollaborationsroboter (KOBOTs) dar. Der mechanische Aufbau wird bei KOBOTs in Anpassung an die spezifische Handhabungsaufgabe gewählt. KOBOTs sind mit einer Sensorausstattung versehen, die ihnen die direkte physische Zusammenarbeit mit dem Menschen ermöglicht. Sie können in einer direkten Interaktion mit dem Menschen besonders schwere Bauteile tragen, wiederkehrende Tätigkeiten wie Verschraubungen herstellen oder Aufgaben übernehmen, die ein hohes Maß an Präzision erfordern.

Sensorik Um die Handhabung von Objekten in der Präzisionsmontage sicherzustellen, ist eine Positionserfassung der Objekte erforderlich. Neben den dazu notwendigen Sensoren können weitere Sensoren besonders für sensible Präzisionsmontageprozesse sinnvolle Informationen liefern. Um einen Überblick über die Möglichkeiten zu erhalten, listet Abbildung 2.2 alle wesentlichen Sensortypen auf. Die Sensoren können nach Hesse [58] anhand ihrer Messaufgabe in sieben Bereiche gegliedert werden:

- Positionserfassung
- Erfassung mechanischer Größen
- Erfassung fluidischer Größen
- Erfassung der Temperatur
- Erfassung von Wegen und Winkeln
- Abbildung und Erkennung von Objekten
- Erfassung chemischer und biologischer Stoffe

Für die Erfassung einer Messgröße eignen sich mehrere Sensortypen, die auf unterschiedlichen physikalischen Prinzipien beruhen. Die Bereiche *Erfassung fluidischer Größen* und *Erfassung chemischer und biologischer Stoffe*, wie Hesse sie definiert, werden an dieser Stelle außer Acht gelassen. In der Präzisionsmontage sind die genannten Bereiche von untergeordnetem Interesse und werden daher in Abbildung 2.2 nicht berücksichtigt.

Nach aktuellem Stand wird in Robotern eine Vielzahl an Sensoren eingesetzt. Um einen Überblick zu geben, stellt dieses Kapitel die aktuelle Ausgangssituation in der Industrie vor (siehe Tabelle A.1 und A.2). Dabei werden Präzisionsroboter, Kollaborationsroboter und Bestückmaschinen betrachtet, da alle genannten Systeme prinzipiell zur Aufgabenerfüllung einer Präzisionsmontageaufgabe geeignet sind.

Die Positionserfassung von Haupt- und Nebenachsen gehört zu den Standardfunktionen eines Roboters und wird somit von allen betrachteten Systemen abgebildet. Die Erfassung der Position erfolgt in unterschiedlichen Genauigkeitsbereichen. Ein Präzisionsroboter besitzt Achsen mit einer Positionswiederholgenauigkeit von $1\text{ }\mu\text{m}$, so beispielsweise der Sysmelec Autoplace [119], während Kollaborationsroboter wie etwa der Kuka LBR iwa [68] bei einer Positionswiederholgenauigkeit von $\pm 0,15\text{ mm}$ und Bestückmaschinen wie die Sieplace [115] bei etwa $22\text{ }\mu\text{m}$ liegen. Kontaktkräfte beziehungsweise Kontaktmomente werden in vielen Automatisierungssystemen angewendet. Dadurch lässt sich die Interaktion zwischen dem Roboter und der Umgebung beschreiben, weshalb Messsysteme zur Kollisionsverhütung bei

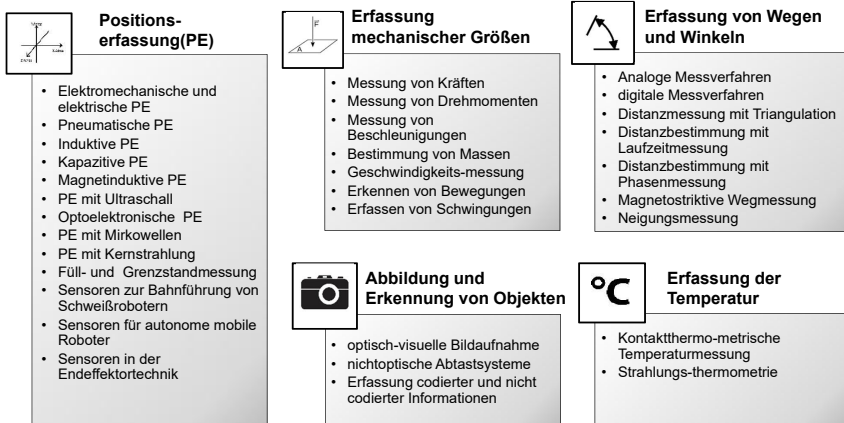


Abbildung 2.2: Sensorwerte gruppiert nach Hesse [58][S. 6]

Kollaborationsrobotern besonders leistungstark ausgeführt sind. So können besonders feinfühlig Montageaufgaben mit empfindlichen Bauteilen durchgeführt werden. Zudem kann über die Kraftsensorik eine Kontakterkennung mit dem Bediener erfolgen. [114]

Zur Erfassung von Objekten wird eine Positionsbestimmung durchgeführt. Hierfür werden oft bildgebende Sensoren genutzt [40]. Kommen sie zum Einsatz, kann die Entscheidung über das Sensorführungskonzept getroffen werden. Zur Auswahl stehen die relative Sensorführung und die absolute Sensorführung. Der Unterschied liegt in der zeitlichen Reihenfolge der Bauteilerfassung. Wird die relative Montage angewendet, werden die Bauteile gemäß ihrem wechselseitigen Bezug montiert. Nacheinander wird die Position des ersten, dann die des zweiten Bauteils erfasst. Über die Berechnung der entsprechenden Transformationsmatrizen kann das eine Bauteil relativ zu dem anderen bewegt und montiert werden [92]. Entscheidend für den Einsatz der absoluten Sensorführung ist, ob es technisch möglich ist, beide Fügepartner zeitgleich mit einem Sensor zu erfassen. Ist dies der Fall, kann eine höhere Montagegenauigkeit mit geringerem Aufwand in der Kalibrierung der Kamera und des Montagesystems erreicht werden. Die höhere Genauigkeit wird durch Beobachtung der Fügepartner und der Veränderung ihrer Position sowie durch eine erneute Beobachtung durch Iterationen erzielt. [40]

Für die Handhabung von Objekten ist es oft erforderlich, die auftretenden Relativkräfte zwischen Roboter und Handhabungsobjekt zu erfassen. Ist dieses Objekt empfindlich, dürfen Greif- und Fügekräfte nicht überschritten werden. Hierfür ist es üblich, Kraft- und Momentensensoren im Endeffektor des Roboters zu verwenden. [57]

Temperaturen und Umgebungsbedingungen werden in der Regel nicht von dem Montagesystem direkt aufgezeichnet. Findet die Montage in einer gekapselten Umgebung statt oder wird in einem Reinraum gearbeitet, werden die entsprechenden Parameter durch den Reinraum erfasst. Sensoren zur Objekterkennung und Abbildung werden in vielen Systemen als Option angeboten, gehören aber generell bei einem Montagesystem zur Standardausstattung. Aus der beschriebenen Sensorintegration nach aktuellem Stand der Technik lässt sich erkennen, dass Sensoren in vielfältiger Form integriert werden und somit verfügbar sind. In der Robotik sowie in der Mikrosystemtechnik wurde nach Fatikow [47] der Einsatz von Sensoren und Aktoren stark verbessert und ausgebaut.

Montageaufgaben mit engen Toleranzgrenzen wurden im Rahmen von METIS 4.0 [79] (ein Smart-Factory-Konzept) und durch SMErobotics [132] (ein flexibles Roboterkonzept) umgesetzt. METIS 4.0 gibt hierbei keinen eindeutigen Genauigkeitsbereich an, während SMErobotics im Bereich von ungefähr $3\text{ }\mu\text{m}$ arbeitet. Beide Konzepte zielen darauf ab, den Prozess- und Informationsfluss so standardisiert zu betreiben, dass ein schnelles Umrüsten sowie ein flexibler Produktwechsel möglich ist. Eine Vorhersage von Produktqualitäten oder die Vorwegnahme einer Prozessstörung erfolgt hier nicht.

Ein weiteres Beispiel für die Anwendung von Prozessanalysen in der Präzisionsmontage liefern Dilthey und Brandenburg [37]. In ihrer Arbeit wird eine In- und Offline-Prozesskontrolle in der Mikromontage umgesetzt. Zur Datenerfassung implementieren sie die Kameramessung von Bauteilen. Zusätzlich nutzen sie eine Qualitätsprüfung der Baugruppe nach Prozessabschluss. Verfahren sind dabei unter anderem die konventionelle optische Mikroskopie oder die konfokale Mikroskopie. Der Ansatz birgt Potenzial für die Aufgabenstellung der vorliegenden Arbeit. Geschärft werden muss allerdings noch die Betrachtung von Ereignis- und Prozesszusammenhängen, was in dieser Veröffentlichung jedoch nicht weiter verfolgt werden kann. Hier werden separierte Einzelereignisse analysiert, aber keine komplexeren Prozesszusammenhänge betrachtet.

2.2 Data Mining

Nachfolgend wird ein allgemeiner Überblick über das Thema Data Mining gegeben. Die Methoden des Data Minings stellen systematische Vorgehensschemata zur Informationsextraktion aus Produktionsprozessen zur Verfügung. Diese Vorgehensweise lässt sich in vielfältiger Form auf unterschiedliche Prozesse anwenden. Die folgende Betrachtung stellt die Anwendungspotenziale für das Montageszenario der Präzisionsmontage heraus. Der Schwerpunkt im weiteren Verlauf des Kapitels liegt auf der Datenaufbewahrung und den Algorithmen zur Dateninterpretation. Eine Studie von Brynjolfsson [19] belegt, dass Unternehmen, die ihre Entscheidungen auf Daten aufbauen, eine erheblich höhere Produktivität aufweisen.

Für das Data Mining sind Zeichen, Daten, Informationen und Wissen, die schrittweise ineinander überführt werden können, wichtige Bestandteile. Es werden aus großen, zunächst unstrukturierten Datenmengen nutzbare Informationen extrahiert. Hierbei ist der Begriff *Daten* von den Begriffen *Information* und *Wissen* zu trennen. Daten sind „Zeichen oder kontinuierliche Funktionen, die zum Zweck der Verarbeitung Informationen aufgrund bekannter oder unterstellter Abmachungen darstellen“ [36]. Daten sind Werte, die zu definierten Zeitpunkten gespeichert werden. Informationen und Wissen müssen hingegen gewonnen beziehungsweise erlernt werden. Mit Wissen lassen sich Muster und Strukturen in Daten erkennen [16].

Die Bestandteile des Data Minings sind in der Wissenspyramide in Abbildung 2.3 veranschaulicht [29]. Es werden aus den vorliegenden Zeichen mithilfe von Parsern oder einer Syntax-Identifizierung Daten erstellt (siehe Abschnitt 2.2.1 Datenbanken – Bereitstellen von Daten und 2.2.1 Datenbanken – Bereitstellen von Daten). Innerhalb dieser Daten können Muster (Patterns) identifiziert werden [48]. Die daraus erhaltenen Daten werden anschließend in nutzbare Informationen umgewandelt.

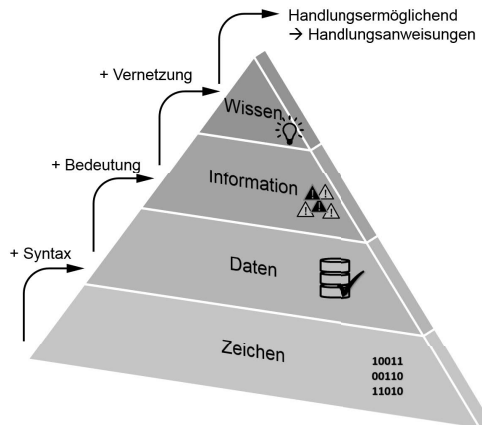


Abbildung 2.3: Wissenspyramide nach [84, S. 5]

Data Mining ist ein interdisziplinäres Feld der Datenanalyse, bei dem das Ziel in der Vorhersage von Ereignissen und dem Herstellen von Datenbeziehungen in einem Datensatz besteht. Im Fertigungszusammenhang können zwei Hauptziele formuliert werden: die Vorhersage von Ereignissen (Prediction), was im *vorausschauenden Data Mining* erfolgt, und die Beschreibung von Vorgängen, was im *beschreibenden Data Mining* genutzt wird. Die wesentlichen Methoden und Techniken, die im Data Mining Anwendung finden, werden in Abschnitt 2.2.2 Datenanalyse als Methode des Data Minings behandelt. Die beschriebenen Prozesse (Datenvorverarbeitung,

Datenanalyse, Datenintegration und Datenbereitstellung) bilden das *Data Warehouse*, in dem, vergleichbar mit einer Datenbank, verarbeitete Daten zur Verfügung stehen. Hieraus lässt sich im Fall einer Echtzeitanalyse ein *Online Analytical Processing* (OLAP) bilden. [28] [56]

Für das Data Mining werden im Wesentlichen drei bekannte Modelle genutzt, um die beschriebenen Prozessschritte umzusetzen: das KDD-Modell, das CRISP-DM-Modell und das SEMMA-Modell. Zu beachten ist, dass die beschriebenen Data-Mining-Modelle nur einen groben Rahmen für die Analyse vorgeben. Die explizite Auswahl der Datenvorverarbeitung sowie der Analysemethoden und Algorithmen ist in allen Modellen frei und wird in dieser Arbeit in Abschnitt 2.2.2 beschrieben. Die zentralen Aufgaben der Datenanalyse lassen sich nach Ester [44] in die Punkte Zuordnen (Objekte bestimmten Klassen oder Gruppen zuordnen), Assoziation (Auffinden von Zusammenhängen zwischen Ereignissen oder Objekten), Sequenzanalyse (Erkennen von Reihenfolgebeziehungen) und Generalisierung (Erstellen einer zusammenfassenden Aussage über Daten) gliedern. Nachfolgend werden die drei wichtigsten Data-Mining-Modelle eingeführt.

Data Mining kann als eine von fünf Phasen des *Knowledge-Discovery-in-Databases*-Prozesses (KDD) abgebildet werden. Das KDD-Modell beinhaltet die Verknüpfung von reinen Datenbanken mit anderen, verwandten Bereichen wie beispielsweise dem Maschinellen, der Mustererkennung, Statistiken und der Datenverwaltung und -speicherung. Der KDD-Prozess umfasst sechs Stufen: Selektion, Vorverarbeitung, Transformation, Data Mining, Interpretation und Evaluierung [100]. Begonnen wird er durch eine Datenselektion und die Vorverarbeitung mit anschließender Transformation, sodass die Daten in einer maschinenfähigen Form vorliegen. Der nächste Schritt ist der sogenannte Data-Mining-Prozess, in dem Informationen aus der Datenbasis gewonnen werden. Abgeschlossen wird der KDD-Prozess durch die Interpretation der gewonnenen Ergebnisse und die abschließende Prozessevaluierung. [48]

Das KDD-Modell beschreibt einen Prozess, der nicht nur eine reine Datenanalyse betreibt, sondern entsprechend erworbene Informationen nutzt, um sie zu interpretieren und darüber hinaus in einen bestehenden Prozess zu integrieren. Ziel ist hierbei eine Prozessoptimierung. Voraussetzung dafür ist ein ausreichendes Prozess- und Datenverständnis. Zudem sollte zu Beginn eine klare Zieldefinition der Datenanalyse vorliegen [44]. Der KDD-Prozess bildet eine Grundlage für zahlreiche weitere Data-Mining-Modelle, beispielsweise für das SEMMA- und das CRISP-DM-Modell.

Ein weiteres Data-Mining-Modell ist das SEMMA-Modell. Es wird aus fünf Phasen gebildet und ist dem KDD-Modell sehr ähnlich. Die Phasen können aus dem Akronym SEMMA abgeleitet werden: Sample, Explore, Modify, Model und Assess. Dabei beschreibt die erste Phase (Sample) die Sammlung der relevanten Daten. Die nächste Phase (Explore) prüft die Datenqualität und generiert ein erstes Datenverständnis. Anschließend werden die Daten angepasst und wenn nötig modifiziert (Modify). Eine Kernphase ist die Modellbildung (Model), die den Fertigungspro-

zess automatisch abbildet und beschreibt. Die letzte Phase (Assess) evaluiert die erhaltenen Resultate und prüft die Nutzbarkeit. Das **SEMMA-Modell** wurde für das Datenanalysewerkzeug „SAS Enterprise Miner“ des „SAS-Instituts“ (auf statische Datenanalyse spezialisiertes Softwarehaus) entwickelt [6]. Es ist kompakter als der **KDD-Prozess** und das **CRISP-DM-Modell** und beschränkt sich auf die eigentliche Datenanalyse. Die Analyse der Ausgangssituation sowie der Anwendbarkeit entfallen hingegen [6]. In diesen beiden Teilbereichen ist das **CRISP-DM-Modell** das deutlich umfangreichste. [48] [113]

CRISP steht für Cross Industry Standard Process for Data Mining. Das **CRISP-DM-Modell** wurde im Jahr 2000 von Data-Mining-Experten entwickelt und in der Unternehmensumgebung getestet und angewandt. Es handelt sich dabei um einen Kreisprozess, was impliziert, dass er nach Ablauf erneut beginnt oder beginnen kann. Im **CRISP-DM-Modell** werden Data-Mining-Prozesse innerhalb von sechs Ablaufphasen – von der Problemdefinition über das Datenverständnis, die Dateninterpretation und -aufbereitung sowie die Modellbildung bis hin zur Evaluation und Umsetzung der Vorhersagen – abgebildet. Da das **CRISP-DM-Modell** nicht linear aufgebaut ist, lässt es Rückschritte zu, sofern neue Erkenntnisse generiert werden.

Es stehen neben den drei beschriebenen Modellen weitere Data-Mining-Modelle zur Verfügung, die sich allerdings stark ähneln, sodass im Folgenden auf weitere Ausführungen verzichtet wird.

Ein Anwendungsbeispiel für das **CRISP-DM-Modell** bieten Teti et al. [120]. In ihrer Arbeit verfolgen sie das Ziel, instabile Prozesszustände im Schnittbereich einer Fräsmaschine zu erkennen. Bei der Bearbeitung von Bauteilen gibt es eine Vielzahl an Prozessvariablen, die durch den Zustand des Schneidwerkzeugs und den Materialabtrag beeinflusst werden. Sie werden in der genannten Veröffentlichung überwacht und einer analogen und digitalen Signalaufbereitung und -verarbeitung unterzogen. Die Signalmerkmale, die potenziell mit dem Werkzeugstatus korrelieren, werden gesucht und für die Weiterverarbeitung in kognitiven Entscheidungsunterstützungssystemen herangezogen. Die daraus erhaltene Diagnose wird dem Bediener oder der Werkzeugmaschine direkt zugeführt, um eine Prozessoptimierung zu erzielen. Das **CRISP-DM-Modell** wird in seiner ursprünglichen Form angewendet.

Basierend auf dem Industrie-4.0-Ansatz gibt es einige Anwendungsbeispiele, die nachfolgend erläutert werden. So finden sich Lösungen meist zum Materialfluss zwischen vernetzten Stationen, zur intelligenten Fahrwegplanung (Still, [122]), für flexible Transportsysteme (Siemens AG, [116]) oder für ein Materialnachbestellsystem (Würth, [63]). Etwas weiter geht die Beiersdorf AG [66] bei der Einführung von Informationsschnittstellen zur Optimierung der Prozessperformance. Die Performance-Steigerung wird durch eine schnellere und gezieltere Informationsweitergabe (Auftrennung in zeitkritische Echtzeitdaten und Stammdaten) sowie durch die Nutzung des Internet of Things (IoT) erzielt. Diese Beispiele beschränken sich jedoch auf die Betrachtung des Transportwegs.

Durch die Einbindung von Simulationsmodellen strebt das Fraunhofer-Institut [21] an, aus realen Prozessdaten die Produktqualität vorherzusagen. Das System befindet sich noch im Aufbau und wird im Rahmen einer Lernfabrik getestet. Ziel der Lernfabrik ist es, den Wandel und die Umsetzung auf dem Weg in die Industrie 4.0 in der Produktion zu erleichtern. Dabei kommen Komponenten wie interaktive Montagesysteme, eine Drehmaschine mit cyberphysischem Spannzeug oder Auto-ID-Systeme zum Einsatz. Es handelt sich um ein Baukastensystem, das verschiedene Bausteine beispielsweise zum Sensornetz, zum Data Mining, zur Vernetzung der Module und zur Datenvisualisierung bereitstellt. Der Fokus bei diesem System liegt klar in der Erzeugung und Verarbeitung von Prozessdaten und wird durch den Einsatz einer hohen Sensorzahl im System erreicht.

Die Möglichkeiten, die durch die Nutzung des Internets für die Datenverarbeitung entstehen, hat Stolz [117] in seiner Dissertation aufgezeigt. Dabei thematisiert er die Durchführung von Maschinen-Services. Am Beispiel des MikrofräSENS entwickelt er intelligente maschinennahe Dienste, die den Nutzer bei der Schaffung und Verteilung von prozessnahe Wissen unterstützen. Durch diese Dienste sollen die Prozessfähigkeit und die Produktivität in der Mikrobearbeitung erhöht werden. Stolz erarbeitet ein systematisches Vorgehen für die Entwicklung von intelligenten Diensten für die Mikrobearbeitung. Diese Dienste umfassen die automatisierte Ausrichtung von Werkzeug und Werkstück in ihrem wechselseitigen Bezug, das Prozess-Monitoring sowie ein ereignisbasiertes Benachrichtigungssystem. Störungsanalysen und Maschinenprozessdaten werden so ausgewertet, dass eine optimale Unterstützung für die Maschinenwartung auch aus der Ferne erfolgen kann. Es wird zudem eine Echtzeiterfassung von Servicedaten über das Internet durchgeführt. Ähnliche Systemarchitekturen bieten Potenziale auch für den Bereich der Präzisionsmontage.

2.2.1 Datenbanken – Bereitstellen von Daten

„Eine Datenbank ist eine Sammlung von Daten, die untereinander in einer logischen Beziehung stehen und von einem eigenen Datenbankverwaltungssystem DBMS verwaltet werden“ [59, S. 2]. Die Definition liefert zwei wichtige Aussagen: zum einen, dass die Daten einer Datenbank inhaltlich zusammenhängen, zum anderen, dass die enthaltenen Daten verwaltet werden. Der zweite Teil macht die Datenbank wertvoll, da die Verwaltung dafür sorgt, dass Inhalte zusammenhängend abgerufen werden können. Wird ausgehend von den aufgezeichneten Daten eine Analyse geplant, so ist eine Datenbank eine Form der ersten Vorverarbeitung. Sie bildet die Grundlage für das Data Warehouse, das eine für den schnellen Online-Zugriff optimierte Form einer Datenbank darstellt.

Nachdem die Techniken des Data Minings eingeführt worden sind, die das prinzipielle Vorgehen bei der Extraktion von Wissen aus Prozessen beschreiben, werden im Folgenden verschiedene Datenbanken vorgestellt. Datenbanken sind ein Baustein zum Erlangen von Prozessverständnis. Sie bilden durch die Informationsspei-

cherung den Startpunkt im Data-Mining-Prozess und die Grundlage für weitergehende Analysen.

Um die Vielzahl an anfallenden Daten in einem Produktionsprozess strukturiert verarbeiten zu können, eignet sich in vielen Fällen der Gebrauch einer Datenbank. Wichtige Aufgaben einer solchen sind nach Codd [30]:

- Verwaltung der Daten und der zugehörigen Metadaten
- Bereitstellen von Maßnahmen zum Datenschutz und zur Datensicherheit
- Gewährleistung der Datenintegrität (Daten auf Konsistenz prüfen)
- Bereitstellen des Mehrbenutzerbetriebs (Optimierung von Anfragen/Abfragen)
- Zurverfügungstellen eines Triggers
- Bereitstellung von Kennzahlen über Technik und Betrieb des Datenbankmanagementsystems

Datenbanken finden häufig in Unternehmen Anwendung, wenn große Mengen an Daten von mehreren Fertigungslinien zeitgleich erfasst und verarbeitet werden müssen.

Ein wesentliches Kriterium zur Beschreibung einer Datenbank ist die Qualität der Daten. Wird eine Datenanalyse mit falschen oder unvollständigen Daten durchgeführt, kann dies nicht zu neuen Erkenntnissen führen. Eine korrekte Syntax ist für die Erstellung einer Datenbank entscheidend. Die Datenbasis muss vollständig und zeitlich aktuell sein, um eine valide Aussage zu ermöglichen. Weitergehend ist auf eine hinreichende Größe der Datenbasis zu achten [50]. Zur Datenvorbereitung gibt es Techniken der *Noise Reduction* (Rauschminderung). Liegen komplexe Störungen vor, lässt sich ein Signalrauschen mittels modellbasierter Filter eliminieren. Für die Rauschunterdrückung kann es bei einfachen Datensätzen ausreichen, Verfahren der Median-Bildung oder des arithmetischen Mittels anzuwenden [69]. Mit diesen modellbasierten Filtern wird es möglich, Signalausreißer zu beseitigen oder verzerrte Signale zuverlässig zu entzerren. Die Anwendung solcher modellbasierter Filter zeigt Xiong [135] in seiner Arbeit zur Rauschreduzierung in Datensignalen. Er stellt in seiner Arbeit Techniken vor, die entfernungsbasiert, clusterbasiert und mit dem Finden lokaler Ausreißer arbeiten. Zudem schlägt er eine weitere Technik vor, die mit einer Mustererkennung Rauschen eliminiert. Alle diese Techniken werden hinsichtlich ihrer Auswirkungen auf die nachfolgende Datenanalyse bewertet. Zur Abschätzung der Qualitäten von Sensorsignalen können zusätzlich Informationen des Sensors selbst herangezogen werden. Moderne Sensoren bieten oft die Möglichkeit der Selbstdiagnose [51]. Sie sind in der Lage, ihren aktuellen Zustand, die Sensorgesundheit, zu übermitteln.

Sind die Daten vorverarbeitet, müssen sie in geeigneten Strukturen abgelegt werden, um effizient auf sie zugreifen zu können. Für den Aufbau einer Datenbank wird ein sogenanntes Datenbankmodell genutzt. Es gibt vier unterschiedliche Datenbankmodelle: das relationale Modell, das objektorientierte Datenbanksystem, das hierarchische und das netzwerkartige Modell. Für die Auswahl eines geeigneten Modells ist nicht nur die zur Verfügung stehende Rechenleistung zu bewerten, sondern auch die Zahl der Nutzer, die zum gleichzeitigen Zugriff auf das System berechtigt sind. Zudem sollte die Struktur der Datenbasis zur Struktur der Daten passen.

Prominente Anwender von Datenbanken sind Google und Amazon. Beide Konzerne haben eigene Datenbankmanagementsysteme entwickelt, die die Basis für ihre Datenanalyse darstellen. Die Ansätze bestehen in zeitlich versetzter Synchronisierung und einer stärkeren Verteilung der Datenbanken auf unterschiedliche Server. Eine bessere Sicherung der Daten sowie eine schnellere Verfügbarkeit bei zeitgleichem Zugriff werden so erreicht. Dadurch entstehen vollständig neue Datenbankmodelle, wie beispielsweise die spaltenweise Speicherung oder graphenorientierte Datenbankmodelle [77].

Ein weiteres Beispiel ist die Anwendung eines Watch-Dog-Systems durch die Firma Siemens [9]. Hierbei werden Prozessdaten von dezentralen Anlagen automatisiert in einer Datenbank abgelegt, ausgewertet und mit festgelegten Unter- und Obergrenzen als Warngrenzen verglichen. Es erfolgt eine Zusammenführung von dezentralen Daten, die anschließend zentral verarbeitet werden. Verlässt der Prozessparameter den zulässigen Bereich, wird ein zuständiger Mitarbeiter kontaktiert. Die Techniken, die dazu dienen, dezentrale Informationen zentral zusammenzuführen, können einen Lösungsansatz für die vorliegende Arbeit darstellen.

Ein geeignetes Datenbankmodell ist auch für den Präzisionsmontageprozess zu finden. Es löst die Fragestellung nach einer Störungsdetektion mit Qualitätsabschätzung allerdings noch nicht, sondern bildet lediglich die Grundlage für weitere Untersuchungen. Ein solches Datenbankmodell dient als Ausgangspunkt für die nachfolgend erläuterten Datenanalysen. Besonders die Techniken, die mit Blick auf die Datenzusammenführung vorgestellt wurden, sind für die vorliegende Aufgabenstellung interessant, da auch hier viele dezentrale Informationen gesammelt werden müssen.

2.2.2 Datenanalyse als Methode des Data Minings

Die Datenanalyse ist der zweite Schritt innerhalb eines Data-Mining-Prozesses. Nachdem die Datenbasis erstellt ist, kann anschließend mit den strukturiert in der Datenbank abgelegten Daten eine Analyse durchgeführt werden. Der Schritt der Datenanalyse bildet die Grundlage der Informationsgewinnung. Hierzu stehen verschiedene Datenanalysetechniken zur Verfügung, die im Folgenden vorgestellt werden.

Mit Abbildung 2.4 lassen sich die Datenanalysetechniken in fünf Bereiche unterscheiden: Assoziation, Korrelation, Regression, Klassifikation und Clustering. Diese Techniken werden wiederum in zwei Bereiche eingeteilt: *Descriptive Models* (beschreibendes Vorgehen) und *Predictive Models* (vorausschauendes Vorgehen)[134]. Das beschreibende Vorgehen stellt dabei Datenzusammenhänge und ihre Wirkzusammenhänge dar, wofür die Anwendung einer deskriptiven Statistik sinnvoll ist. Das vorausschauende Vorgehen hat zum Ziel, aus bestimmten Datenattributen Vorhersagen zu treffen, ohne dabei reale Zusammenhänge dieser Attribute zu beachten [48]. Clustering, Korrelationen und Assoziation gehören zu den *Descriptive Models*, Klassifikation und Regression zu den *Predictive Models*. Die Assoziations- und Korrelationsanalyse untersucht Beziehungen und Zusammenhänge zwischen Daten. Es kann ermittelt werden, welche Ereignisse zusammen auftreten. Auf dieser Grundlage lässt sich dann beim Auftreten des einen Ereignisses auf das mögliche Auftreten des anderen schließen [29] [44]. Mit Clusteranalysen kann die Zusammengehörigkeit von Attributen oder Objekten untersucht werden [3]. Regressionen sagen numerische Werte vorher, während Klassifikationen nominale Attribute prognostizieren. Numerische Vorhersagen bilden dabei mithilfe von Trainingsdaten Funktionen, mit denen es möglich ist, auf der Basis von Fertigungsdaten den Datenverlauf zu approximieren [29]. Es handelt sich bei allen Verfahren um mathematische Verfahren zur Datenanalyse [7].

Die Analysemethoden werden darüber hinaus mit Blick auf das „Lernverhalten der Maschine“ differenziert. Ein zentraler Begriff ist an dieser Stelle das „Machine Learning“. Es untersucht, wie Computer auf der Basis von Daten und Algorithmen Muster, Strukturen und Zusammenhänge erkennen und so künstliches Wissen erzeugen [56]. Mit Blick auf Lernsysteme können für die Modellbildung verschiedene Arten der Datennutzung unterschieden werden. So gibt es Verfahren mit Trainingsmenge („Supervised Learning“, überwachtes Lernen) und ohne Trainingsmenge („Unsupervised Learning“, nicht überwachtes Lernen). In beiden Fällen werden aus dem Datensatz Eingangs- und Ausgangsparameter sowie Beziehungen der Datenattribute ermittelt. Die Modelle beim nicht überwachten Lernen sind meist um einiges komplexer. Zudem wird eine große Eingangsdatenmenge benötigt. Dafür entscheidet das Lernsystem selbst, welche Attribute welche Relevanz bekommen und mit welchen Attributen Objekte beschrieben werden sollen. Die Maschine benötigt hingegen Unterstützung durch den Bediener, wenn „Supervised Learning“ angewendet wird. Dieser legt vorher zu erlernende Klassen fest und ordnet diesen Beispiele zu. Die Maschine beginnt, aus den Beispielen Merkmale zu extrahieren und somit den definierten Klassen Wertattribute zuzuweisen. Wird „Unsupervised Learning“ angewendet, versucht die Maschine selbstständig Cluster zu bilden und Ähnlichkeiten zu erkennen. Beide Methoden nutzen neuronale Netze als Informationsspeicher. Vor allem die Technik des „Unsupervised Learning“ kann der Kategorie der künstlichen Intelligenzen zugeordnet werden. [49] [74]

Im Rahmen einer Datenauswertung können Methoden der deskriptiven Statistik zur Beschreibung unterschiedlicher Datenmengen genutzt werden, die in Ab-

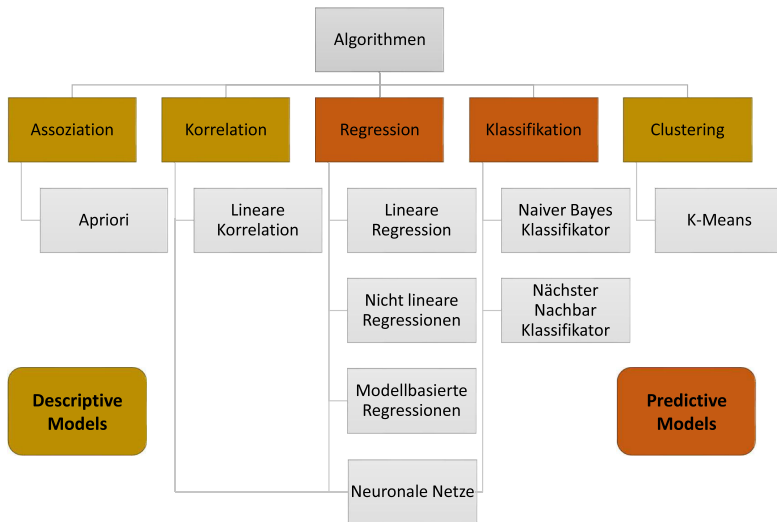


Abbildung 2.4: Überblick über die wichtigsten Data-Mining-Algorithmen

bildung 2.4 farblich gekennzeichnet sind. Grundlegende Kennwerte der deskriptiven Statistik sind die Größen arithmetisches Mittel, Median, Quartil, Mittelwert, Standardabweichung. Im Wesentlichen werden Parameter zur Mittelwertbeschreibung und Stichprobenstreuung genutzt. Mithilfe der Kenngrößen ist es möglich, Datenmengen zu beschreiben, eine grafische Aufbereitung vorzunehmen und eine Komprimierung zu erhalten. Dies erlaubt Vergleiche verschiedener Datenmengen. Weitere Teilbereiche der Statistik sind die Exploration und die Induktion. Die explorative Statistik beschäftigt sich mit dem Suchen und Finden von Strukturen in Datensätzen. Hierbei sollen vor allem Besonderheiten aufgefunden werden, z. B. durch die Suche nach Ausreißern.

Predictive Models verfolgen das Hauptziel, Vorhersagen auf der Basis von Datenklassen oder Datentrends zu erstellen [56]. Es handelt sich hierbei um Techniken, die Datenattribute modellbasiert ablegen und aus dem Modell Vorhersagen generieren. Die Realität wird mit Mapping-Funktionen, dem Hinterlegen von Datenmatrizen für bestimmte Beobachtungen oder mathematischen Funktionen $y = f(x)$ abgebildet [28]. Wichtige Vertreter sind die lineare Regression, die nicht lineare Regression oder modellbasierte Regressionen [56]. Eine Vorhersage eignet sich nur für kontinuierliche quantitative Werte [3].

Ausgehend von den bislang vorgestellten grundlegenden Möglichkeiten der Datenanalyse als Methode des Data Minings werden nachfolgend einige Anwendungsbeispiele aufgeführt. Als Anwendungsbeispiel für Kennwerte der deskriptiven Sta-

tistik ist die SPC (Statistical Process Control) zu nennen. Die Nutzung eines SPC-Systems ist ein Anwendungsszenario für die Prozessdatenanalyse in der Produktion. SPC bietet die Möglichkeit, Prozessdaten auf der Basis ihrer statistischen Verteilung zu untersuchen [136]. Hierbei wird anhand der Lage des Messwerts mit Blick auf Spezifikationsparameter entschieden, ob der Prozess sich „unter Kontrolle“ oder „außer Kontrolle“ befindet. Mit der Überwachung von Prozesszuständen bietet SPC eine ähnliche Vorgehensweise wie die vorausschauende Instandhaltung, bei der Fehlerrends überwacht werden [85] [55]. Die an dieser Stelle vorgestellten Verfahren zur SPC-Anwendung detektieren Prozessstörungen, doch werden die jeweiligen Ursachen nicht analysiert. Eine ganzheitliche Prozessbetrachtung fehlt an dieser Stelle. So werden Störungen erst erkannt, wenn sie bereits aufgetreten sind.

Die Veröffentlichung von Rokach [99] stellt ein Verfahren zum Clustern von Bauelementen nach Qualitäten vor. Hierbei wird ein Algorithmus entwickelt, der die Qualität von Bauelementen abschätzt und die Komponenten entsprechenden Gruppen zuordnet. Das Verfahren basiert auf einem Entscheidungsbaum. Es werden Parameter identifiziert, die einen Einfluss auf die Qualität besitzen. Dabei findet zwar eine Abschätzung von Produktqualitäten statt, jedoch handelt es sich um eine reine „passed / not passed“-Entscheidung. Eine tatsächliche Abschätzung der Qualität wird nicht vorgenommen. Prozessstörungen finden in der genannten Arbeit keine Berücksichtigung. Die Analyse findet erst nach Prozessabschluss statt und kann so keinen Einfluss auf die Produktqualität nehmen. Es erfolgt somit keine Prozessoptimierung.

Marjanovic et al. [75] beschreiben zwei unterschiedliche Ansätzen zur Voraussage von Störungen. Gefordert ist die rechtzeitige Detektion des Verschleißes eines Wärmekessels. Eine modellbasierte und eine datengesteuerte Methode werden einander gegenübergestellt. Als modellbasierte Methode wird der Ansatz der autoregressiven Moving-Average-(ARMA-)Modellierung gewählt, der mit dem Neyman-Pearson-Test auf Ergebnisqualität geprüft wird. Den Vergleich bildet die datengetriebene Technik des Hidden-Markov-Modells. Beide Methoden konnten Systemänderungen kurz nach deren Auftreten erfolgreich erkennen. Die genannte Arbeit ist jedoch auf die Betrachtung von nur zwei Parametern fokussiert und prognostiziert den Verschleiß von nur einer Komponente.

Tsai [121] nutzt Algorithmen zum autonomen Clustern von qualitätsrelevanten Prozessparametern für die Lötverbindung in der Leiterplattenfertigung. Um aus den erhaltenen Clustern Kausalzusammenhänge zwischen Prozessparametern und der Produktqualität zu identifizieren, wird nach der Clusterbildung ein Klassifikationsbaum verwendet. Dieser Ansatz ist vielversprechend für die Prognose von Prozessgrößen. Eine Betrachtung von Prozesswechselwirkungen findet nicht statt. Prinzipienbedingt erfolgt die Anwendung der Clusteranalyse, ohne Prozesszusammenhänge zu betrachten. Das in dem Paper beschriebene Anwendungsszenario ist aufgrund der alleinigen Betrachtung der Verbindungstechnik (Lötverbindung) nicht direkt mit dem Montageszenario der Präzisionsmontage vergleichbar. Im Präzisionsmontageprozess stellt die Verbindungstechnik nur einen kleinen Teil des Prozes-

ses dar. Der Fokus liegt in der genannten Arbeit auf der Algorithmik und nicht in der Vernetzung der unterschiedlichen Prozessparameter.

Ein Beispiel für die Handhabung kleiner Datensätze liefern Hung-Yu et al. [27]. Sie beschreiben eine mathematische Vorgehensweise, mit der aus sehr kleinen Datensätzen Informationen gewonnen werden können. Dazu wird eine Support-Vektor-Maschine eingesetzt, die mithilfe der kleinen Datensätze trainiert wird. Zuvor werden basierend auf der Fuzzy-Logik Datenmerkmale selektiert und als zusätzliche Trainingsparameter verwendet. Auf diese Weise wird die Datengrundlage künstlich erweitert. Resümierend stellen die Autoren fest, dass kleine Datensätze zu schlechteren Ergebnissen führen. In der Veröffentlichung stehen die mathematischen Methoden im Vordergrund. Diese werden nicht auf ein konkretes Anwendungsszenario adaptiert, sondern auf der Basis einer theoretischen Datenbank entwickelt. Der Schritt zur Verknüpfung realer Sensordaten bleibt aus. Die vorgestellten Versuche besitzen theoretischen Charakter und lassen sich nicht direkt in einem Produktionskontext anwenden. Für diesen Schritt ist weiterer Entwicklungsaufwand besonders im Feld der Datenaufzeichnung, Datenvorverarbeitung, Datenaggregation, Fehler-systematisierung und der anschließenden Rückkopplung der Informationen in den Prozess erforderlich.

Li et al. [71] zeigen die Fertigung von TFT-LCDs auf der Basis kleiner Datensätze. Zielgröße ist die Dicke von verschiedenen Layer-Komponenten. Stichprobenartig werden Layer-Dicken gemessen und die resultierende Produktqualität wird für alle Baugruppen abgeschätzt. Nach initialem Clustern der vorliegenden Daten wird auch hier eine Support-Vektor-Maschine trainiert. Mit der Betrachtung eines einzigen Produktparameters (Schichtdicke) befasst sich diese Veröffentlichung nicht mit der Komplexität des gesamten Produktionsprozesses. Fehlerzusammenhänge werden nicht untersucht.

Wurden in diesem Abschnitt einige Beispiele vorgestellt, die für den jeweiligen Anwendungsbereich Algorithmen vorgeschlagen haben, so ließ sich dabei kein Konzept finden, das für einen kompletten Montageprozess anwendbar wäre. Besonders die engen Toleranzgrenzen des Präzisionsmontageprozesses und die kleine verfügbare Datengrundlage bedingen einen besonderen Forschungsbedarf. In der industriellen Anwendung werden Verfahren des Data Minings bislang selten verwendet. Eine Ursache sieht [107] in der häufig schlechten Verfügbarkeit von konsistenten und aggregierten Datensätzen.

2.3 Instandhaltungsstrategien

In diesem Abschnitt werden die verschiedenen Instandhaltungsstrategien eingeführt. Die Instandhaltungsstrategien befassen sich mit der Prognose von Verschleißmitteln und des Maschinenverschleißes. Obwohl sich die Methoden der Instandhaltung von denen des Data Minings unterscheiden, kommen vergleichbare Verfahren zur Auffälligkeitsdetektion zur Anwendung. Weitergehend besitzt der

Verschleiß des Montagesystems großen Einfluss auf das Montageergebnis. Soll eine präzise Baugruppe aufgebaut werden, kann der Verschleiß des Montagesystems nicht unberücksichtigt bleiben.

In der Instandhaltung werden als Algorithmen zur Detektion von Verschleiß und Störungen oft die Fast-Fourier-Transformationen (FFT) und die diskrete Fourier-Transformation (DFT) angewendet. Sie unterscheiden sich von den in Abbildung 2.4 dargestellten Algorithmen darin, dass sie eine Transformation in den Frequenzbereich durchführen. Durch diese Transformation können Effekte wie Vibration leichter vom übrigen Signal isoliert werden. Die Algorithmen aus Abbildung 2.4 werden hingegen zum Auffinden von Datenzusammenhängen genutzt. Einige der vorgestellten Methoden können in Kombination mit Methoden der Datenanalyse genutzt werden, um das Ziel der Arbeit, das prozessorientierte Data Mining im Umfeld der Präzisionsmontage, zu verfolgen. Auch bei der Verschleißdetektion ist das Ziel die frühzeitige Erkennung von Systemstörungen.

Die Instandhaltungsstrategien lassen sich in die Kategorien *korrektive Instandhaltung*, *präventive Instandhaltung* und *vorausschauende Instandhaltung* unterteilen. Im folgenden Abschnitt werden die definierten Instandhaltungsstrategien eingeführt. Dabei werden die korrektiven und präventiven Strategien nicht dargestellt, da sie für das Anwendungsszenario nicht zielführend sind. Der Schwerpunkt liegt vielmehr auf der vorausschauenden Detektion von Verschleiß.

Nach Mobley [80] werden die fünf häufigsten Prüfverfahren für das Predictive Maintenance in visuelle Prüfung, Schwingungsüberwachung, Prozessparameterüberwachung, Thermografie und Tribologie unterschieden. Dabei ist die visuelle Prüfung eines der älteren Verfahren, die oft hauptsächlich auf der Einschätzung von Mitarbeitern beruht. Es werden ausschließlich zerstörungsfreie Prüfverfahren angewendet. Besonders Antriebe und Übertragungseinheiten, die im mechanischen Kontakt zueinander stehen, sind von Korrosion, Verschleiß und Alterung betroffen. Hierbei äußern sich Schädigungen häufig in Form von mechanischen Vibrationen der Achsen [130]. Es ist möglich, eine Beschädigung oder einen Verschleiß anhand aufgezeichneter Maschinensignale zur Leistung oder Kraft zu erkennen [62]. In den meisten Fällen werden Antriebsmomente, Antriebskräfte oder der benötigte Antriebsstrom aufgezeichnet. Entsprechende Beschädigungen oder der Verschleiß an Antrieben, Führungen und anderen mechanischen Elementen lassen sich durch Messung verschiedener physikalischer Größen im System detektieren. Anhand der aufgezeichneten Signalcharakteristik können sie dann in Fehlertypen unterteilt und identifiziert werden [131]. Generell lassen sich die angewendeten technischen Methoden der Vibrationsanalyse, der Tribologie, der Thermografie sowie der Prozessparameteranalyse unterscheiden [80].

Ein Anwendungsbeispiel im industriellen Umfeld zeigt die Firma Kaeser Kompressoren [103]. Mithilfe des Internets werden aktuelle Betriebsdaten der Kompressoren (Anlagen) übertragen, und bei Überschreiten zuvor definierter Grenzwerte wird eine Störungsmeldung ausgelöst. Zur Absicherung der Störungsmeldung erfolgt eine weitere Analyse durch Prozessexperten. Das beschriebene Vorgehen kann

in Teilen auf den Präzisionsmontageprozess übertragen werden. Allerdings stellen die engen Toleranzgrenzen eine Herausforderung für die rechtzeitige Warnung dar.

Vibrationsanalysen haben Patil und Geikwad sowie Dempsey und Afjeh untersucht. Patil und Geikwad [87] nutzten eine FFT, um über Vibrationen mechanische Defekte in rotierenden elektrischen Maschinen nachzuweisen. Befindet sich die Maschine in einem normalen Arbeitsbereich, ergeben sich nach der FFT-Analyse stabile Schwingungen. Treten hingegen Störungen auf, zeigt sich eine charakteristische Störfrequenz. Dempsey und Afjeh [33] fügten der Vibrationsanalyse eine Analyse des Schmiermittels hinzu, um sicherzustellen, dass es sich bei dem detektierten Fehler tatsächlich um einen verschleißbedingten Fehler handelt. Die Anzahl der ermittelten Fremdkörper im Schmiermittel dienen hier als Indikator für den Verschleiß.

Murray und Hughes [82] suchten Auffälligkeiten, um Festplattenausfälle vorherzusagen. Auf der Basis von Prozessdaten konnten sie solche Ausfälle vorhersagen. Dazu nutzten sie den Bayes-Klassifikator zur Vorklassifizierung und bildeten das Systemverhalten mit Support-Vektor-Maschinen ab. Zusätzlich unterstützte eine Clusteranalyse die Unterteilung in Fehlertypen, und statistische Tests prüften die Zuverlässigkeit der Prognose.

Die beschriebenen Veröffentlichungen bieten interessante Ansätze für die Detektion von Störungen. Alle benötigen jedoch eine isolierte Maschine, auf der exakt definierte Prozesse ablaufen, sowie eine Zusatzsensorik, um zu Ergebnissen zu kommen. Eine Analyse des Maschinenverhaltens während eines „normalen“ Prozessablaufs ist nicht gegeben.

Zwei weitere Veröffentlichungen beschäftigen sich mit der Analyse des Verschleißes in Maschinen ohne die Einbringung von Zusatzsensorik. Das Paper von Verl [130] behandelt die sensorlose automatisierte vorausschauende Wartung an einem Spindelsystem. Sensorlos bedeutet, dass keine zusätzliche Sensorik in das System integriert wurde, sondern nur das Positionssignal sowie das Geschwindigkeitssignal des Systems ausgewertet wurden. Dazu zeichnete Verl die Systemgeschwindigkeiten auf und führte anschließend eine diskrete Fourier-Transformation durch. Die erhaltenen Systemfrequenzen wurden mithilfe des quadratischen Mittels (RMS, root mean square) analysiert und so die benötigten Vibrationsparameter erstellt. Hierbei fügte Verl dem System durch Verunreinigung des Schmiermittels einen künstlichen Verschleiß hinzu. Anschließend zeigte er, dass durch die Aufzeichnung von Positionsdaten ein Verschleiß detektiert werden kann. Dazu betrachtete er den Positionierungsfehler, die Wiederholgenauigkeit und den Umkehrfehler. Allerdings konnte er die Detektierbarkeit nur separiert für eine Achse in einem Laborumfeld und nicht innerhalb eines laufenden Produktionsprozesses zeigen. [130]

Auch Hoshi [62] weist nach, dass es möglich ist, durch Aufzeichnung der Maschinenbewegung Rückschlüsse auf den Zustand der Anlage zu gewinnen. Er zeichnete die Beschleunigung der Maschinenachsen auf, da er hochdynamische Prozesse analysierte. Auch an dieser Stelle kamen die DFT (diskrete Fourier-Transformation) und RMS zum Einsatz, um Vibrationen beziehungsweise Störfrequenzen zu fin-

den. Die Verschleißdetektion ist empfindlich und erlaubt noch keine Rückschlüsse auf das Produkt, das in dem Bearbeitungszeitraum produziert wurde. Es erfolgt zwar eine Detektion von Störgrößen, jedoch keine ganzheitliche Betrachtung des Produktionsprozesses.

2.4 Vorgehen zur Fehlersystematisierung

In den vorangehenden Abschnitten wurden vielfältige Möglichkeiten für die Bereitstellung von Prozessdaten und deren Analyse vorgestellt. Die aufgedeckten Ereignisse, das heißt potenzielle Systemstörungen, sollen anschließend strukturiert werden. Dafür ist die Bewertung der gefundenen Ereignisse im Hinblick auf ihren Prozesseinfluss entscheidend. Im Folgenden werden Vorgehensprinzipien zur Fehlersystematisierung vorgestellt.

Begonnen wird die Betrachtung der Fehlersystematisierung mit bekannten Fehlersystematiken aus dem Bereich der Präzisionsmontage. Um den Auffälligkeiten innerhalb von Datenstrukturen Fehlerbilder zuordnen zu können, erfolgt ein Blick auf Fehlerursachen, Fehlerzusammenhänge und Fehlersystematiken. Im Bereich der Präzisionsmontage hat Rentschler [98] eine Fehlersystematik für Präzisionsmontageprozesse eingeführt und dabei drei Fügemerkmale unterschieden. Das primäre Fügemerkmal beschreibt die Verbindung zwischen den Fügepartnern, das sekundäre die Krafteinwirkung, der die Bauteile während des Montageprozesses ausgesetzt sind, und das letzte, das tertiäre, den Kraftaufwand, der zum Verschieben der Bauteile zueinander erforderlich ist. Von den drei Fügemerkmale finden nicht alle in jeder Montage Anwendung; in dem gewählten Szenario sind lediglich die primären und sekundären Fügemerkmale interessant.

Schöttler [112] beschreibt in Bezug auf die Mikromontage eine detaillierte Montagevorplanung. Dabei werden, basierend auf dem Ausgangsprodukt, die zentralen Punkte Formelement/Materialien, Montagestrategie, erforderliche Montageunsicherheiten, Schrittweite des Positioniersystems, Fügeverfahren, Magazine und Spannplätze sowie Messunsicherheiten beachtet.

Sowohl Rentschler [98] als auch Schöttler [112] nehmen eine Vorstrukturierung der Montagesituation gemäß den zentralen Punkten der Montageaufgabe vor. Sie kann ebenfalls als Vorstrukturierung für eine Fehlerursachenanalyse dienen. Aus Schöttler und Rentschler ergibt sich ein Vorgehen, um die Fehlerkausalitäten und -ursachen im Beispielprozess der Präzisionsmontage zu bestimmen.

Wird die Fehlersystematisierung losgelöst vom Anwendungsszenario betrachtet, kommen weitere Strategien in Betracht. In der Industrie, insbesondere in der Automobilindustrie, ist die Methodik der Fehler-Möglichkeiten-Einfluss-Analyse (FMEA) zur Fehleranalyse und Beschreibung sehr verbreitet. Auch hier handelt es sich um ein präventives Verfahren. Primär findet die Methode ihren Einsatz bei der Produkt- beziehungsweise Fertigungsplanung, um mögliche Fehler im Vorhinein einzuschränken. Potenziell auftretende Fehler werden anhand der Häufigkeit

des Auftretens, der Wahrscheinlichkeit ihrer Entdeckung sowie der Bedeutung ihrer Folgen bewertet. Die drei Faktoren werden dabei numerisch gewichtet und zu einer Risikoprioritätszahl (RPZ) multipliziert. Ein hoher Wert für einen Faktor bedeutet eine hohe Relevanz für das Fertigungssystem [39]. Kritisiert wird an diesem Verfahren, dass die Faktoren eher subjektiv erstellt werden. Das kann zu einer schlechten Vergleichbarkeit der Analyseergebnisse und damit zu falschen Schlüssen führen. Bradley diskutiert diesen Punkt in seiner Veröffentlichung [18] kritisch.

Die Fehlerbaumanalyse (FTA) stellt ein weiteres Verfahren dar. Es werden Fehlerwahrscheinlichkeiten präventiv ermittelt und anschließend in einer Baumstruktur dargestellt. Dieses Verfahren bietet die Möglichkeit, einen Zusammenhang zwischen Systemzuständen und daraus resultierenden Fehlern abzubilden. Das Verfahren teilt dabei das Gesamtsystem in Subsysteme auf und bildet darin die jeweiligen Fehlerzustände ab. Solche Fehlerbäume können in der textuellen Programmierung auf der Basis boolescher Operationen abgebildet werden. [38]

Ein Anwendungsszenario für einen FMEA-Prozess zeigt Doshi [65] anhand von vier Automobilzulieferern. Bei allen konnte durch die Identifizierung der möglichen Ausfallmodi und der Auswirkungen eine Verbesserung der Produktqualität und eine Prozessoptimierung erzielt werden. Für die Detektion möglicher Ausfallmodi ist jedoch eine Mitarbeiterbefragung erforderlich. Eine Möglichkeit, den Prozess zu automatisieren und ohne Mitarbeiterinfluss durchzuführen, ist nicht gegeben. Hier zeigt sich weiteres Forschungspotenzial für die vorliegende Arbeit.

Alternativen zu systematischen Vorgehensweisen sind iterative Verfahren. Die iterativen oder reaktiven Verfahren sind „Online“-Strategien, die ihren Einsatz während der Montage finden. Sie basieren auf der Datenaufnahme während des Prozesses und der Erkennung von Besonderheiten sowie auf der Ableitung von Korrekturmaßnahmen. Es kann zwischen den Strategien *Forward Recovery* (vorausschauende Verbesserung) und *Backward Recovery* (Rückwärtsverbesserung) unterschieden werden. Eine Korrektur, beispielsweise eine Positionsänderung, wird bei der vorausschauenden Verbesserung durch einen Fehlerzustand hervorgerufen. Die Rückwärtsverbesserung nutzt für die Optimierung ein wiederholtes Durchführen von Fertigungsteilschritten. Pullum [91] zeigt, dass das iterative Durchführen eines Prozessschritts, bis das gewünschte Zwischenergebnis erzielt wird, zu einer Qualitätssteigerung des Endprodukts führt. Das Verfahren der Rückwärtsverbesserung kommt aus der Softwareentwicklung und ist in einem Hardware-Prozess nicht immer umsetzbar [98].

2.5 Fazit und Handlungsbedarf

In diesem Kapitel wurden verschiedene Themenfelder, die sich mit der Aufdeckung von Systemstörungen oder Strategien zur Datenverarbeitung befassen, vorgestellt. Dabei zeigten sich zahlreiche interessante Anwendungsfälle. Diese bergen viel Po-

tenzial, lassen sich jedoch nicht direkt auf das vorliegende Anwendungsszenario übertragen.

Abbildung 2.5 stellt alle mit Blick auf den Stand der Technik erörterten Praxisbeispiele zusammen. Die Anforderungen, nach denen die Quellen bewertet wurden, lauten: Montagegenauigkeiten um $25\text{ }\mu\text{m}$, kleine Datenbasen, Datenanalyse ohne Zusatzsensorik, Analyse des kompletten Fertigungsprozesses, Analyse von Wechselwirkungen sowie die Prognose der Montagequalität und der Standzeit der Verschleißmittel. Die ersten beiden Anforderungen der hohen Genauigkeit sowie der kleinen Datenbasen ergeben sich aus dem gewählten Anwendungsszenario. Wenn auf das Einbringen weiterer Sensorik verzichtet werden soll, ist der Ansatz zunächst darauf angelegt, die vorhandene Sensorik optimal zu nutzen. Das Ziel, im Prozess nicht ausschließlich das Endergebnis zu analysieren, sondern den Prozess im Ganzen zu verstehen, führt zu den beiden Anforderungen, den kompletten Fertigungsprozess zu analysieren und dabei die vorhandenen Wechselwirkungen zu betrachten. Als Ergänzung zur Prozessbeschreibung soll zudem die Maschine und deren Alterungsverhalten mit einbezogen werden. Die Maschine ist Teil des Prozesses und besitzt großen Einfluss auf das Montageergebnis.

Zu jeder der genannten Anforderungen finden sich Beispiele in der Literatur. Deren Zusammenspiel bleibt bislang unbeachtet, was sich in den leeren Bereichen in Abbildung 2.5 zeigt. Die drei erstgenannten Anforderungen – eine Genauigkeit um $25\text{ }\mu\text{m}$, kleine Datenbasen und eine Datenanalyse ohne Zusatzsensorik – sind diskret vertreten. Sie weisen kaum Überschneidungen mit den anderen genannten Anforderungen auf. Mit Blick auf die Datenanalyse und das Data Mining ist der Bereich der Betrachtung des kompletten Fertigungsprozess, der Analyse von Wechselwirkungen und der Montageprognose durch Markierung hervorgehoben. An dieser Stelle fehlt jedoch der Anknüpfungspunkt zu den kleinen Datenbasen und den engen Toleranzgrenzen. Kerngedanke von Data-Mining-Prozessen ist die Informationsgewinnung auf der Grundlage großer Datenvorkommen, weshalb kleine Datenbasen unberücksichtigt bleiben. Erste Analyseansätze ohne die Einbringung von Zusatzsensorik gibt es beim derzeitigen Stand der Technik vor allem im Bereich des Predictive Maintenance und damit bei der zerspanenden Fertigung. Eine Übertragung der Methoden auf den Montageprozess und damit ein Anknüpfungspunkt zu den übrigen Prozessbereichen der Präzisionsmontage fehlt. Veröffentlichungen im Bereich der Fehlersystematisierung liefern eine gute Durchdringung der Wechselwirkungen. Die Adaption auf reale Sensorwerte fehlt. Zudem steht die Prognose von Prozessergebnissen bei diesen Methoden nicht im Fokus.

Keine Zeile zeigt sich in der Visualisierung als komplett gefüllt, sodass an dieser Stelle Forschungsbedarf entsteht. Erforderlich ist somit eine gesamtheitliche Betrachtung mit besonderem Fokus auf die Montagegenauigkeitsprognose unter Beachtung der kleinen Datenbasis mit engen Toleranzen. Aus dem Stand der Technik lassen sich somit die Forschungsfragen der vorliegenden Arbeit, wie sie Abbildung 2.6 darstellt, ableiten.

Abschnitt	Quelle	Toleranzgrenzen Genauigkeiten um 25µm	kleine Datenbasen	Datenanalyse ohne Zusatzsensoren	kompletter Fertigungsprozess wird analysiert	Analyse von Wechselwirkungen	Montageprognose	Prognose der Verschleißmittel Standzeit
Präzisionsmontage	Metzner	●	○	○	○	●	○	○
	Walz	●	○	○	○	●	○	○
	Dilthey und Brandenburg	●	○	○	●	●	○	○
Data Mining	Teti et al.	○	○	○	●	●	○	●
	Frauenhofer	○	○	○	●	●	○	○
	Stolz	○	○	○	●	●	○	○
Datenanalyse	Rokach	○	○	○	○	○	○	○
	Marjanovic et al.	○	○	○	○	○	○	○
	Tsai	○	○	○	○	○	○	○
	Hung-Yu	○	●	○	○	○	○	○
	Li et al.	○	●	○	○	○	○	○
Predictive Maintenance	Kaeser Kompressoren	○	○	○	○	○	○	○
	Patil und Geikwad	○	○	○	○	○	○	○
	Dempsey und Afjeh	○	○	○	○	○	○	○
	Murray und Hughes	○	○	●	○	○	○	○
	Verl	○	○	●	○	○	○	○
	Hoshi	○	○	●	○	○	○	○
Fehlersystematisierung	Doshi	○	○	○	●	●	○	○
	Pullum	○	○	○	●	●	○	○

Abbildung 2.5: Übersicht über die mit Blick auf den Stand der Technik dargestellten Literaturbeispiele und daraus folgende Handlungsbedarfe

Da kleine Datenbasen bisher für einen komplexen Produktionsprozess nicht in Betracht gezogen worden sind, ergibt sich daraus die zentrale Fragestellung dieser Arbeit, die entsprechend in Abbildung 2.6 farblich hervorgehoben ist. Eine zusätzlich Herausforderung bei der Durchführung des Data Minings sind die engen Toleranzgrenzen im Präzisionsmontageprozess. Zusammenfassend lässt sich mit Blick auf den derzeit verfügbaren Stand der Technik sagen, dass bislang keine Anwendung von Datenanalysen in der Fertigung und im Fügeprozess und keine Integration von Rückschlüssen aus diesen Daten in den Montageprozess stattfinden. Genau diese Integration ist daher das Ziel der vorliegenden Arbeit.

Kleine Datenbasen mit engen Toleranzen werden nicht betrachtet	
Datenanalyse oft nur mit Hilfe von Zusatz-Sensorik	
Nur Teilbereiche der Fertigung werden betrachtet	
Wechselwirkungen bleiben oft unentdeckt	$A \rightarrow B \quad ? \quad C$
Betrachtung von Einzelkomponenten (Montageprognose erfolgt nicht)	
Nur Verschleißmittel werden prädiktiv betrachtet	

Abbildung 2.6: Identifizierte Forschungslücken und Handlungsbedarfe

3 Vorgehensweise der Arbeit

Im vorangehenden Kapitel wurden die drei Data-Mining-Modelle – das **SEMMA**-Modell, das **KDD**-Modell und das **CRISP-DM-Modell** – eingeführt. Aus den drei eingeführten Modellen wird nachfolgend jenes ausgewählt, das für den Präzisionsmontageprozess am besten geeignet ist.

Vor dieser Auswahl ist zunächst ein Vergleich durchzuführen, was in der Veröffentlichung von Azevedo et al. [6] dargestellt ist. Sie kommen zu dem Schluss, dass sowohl das **SEMMA**- wie auch das **CRISP-DM-Modell** als eine Umsetzung des von Fayyad et al. [48] beschriebenen KDD-Prozesses angesehen werden können. Azevedo et al. erscheint das **CRISP-DM-Modell** als das vielfältigste.

Das **KDD**-Modell zeichnet sich in besonderer Weise durch seine explizit definierte Abfolge der Prozessschritte aus. Eine Rückkehr zu einem vorhergehenden Prozessschritt ist nicht vorgesehen. Bei der Implementierung einer solchen Strategie in einem Anwendungsszenario mit kleiner verfügbarer Datenbasis kann der Nachteil entstehen, dass eine Optimierung der Datengrundlage auf der Basis von Erkenntnissen, die erst im Analyseteil gewonnen werden, nur schwer möglich ist. Weiterhin beginnt das **KDD**-Modell mit dem Schritt der Datenselektion. Dies impliziert, dass grundsätzlich ausreichend oder zu viele Daten verfügbar sind, aus denen die geeigneten auszuwählen sind. Im vorliegenden Anwendungsszenario ist hingegen eine zu kleine Datengrundlage gegeben. Auch in diesem Fall sind geeignete Daten auszuwählen, jedoch muss zudem der vorausgehende Schritt der Sensorimplementierung betrachtet werden.

Das **SEMMA**-Modell ist auf die eigentliche Datenanalyse beschränkt; die Analyse der Ausgangssituation sowie die der Anwendbarkeit entfallen in diesem Modell. Die Ausgangssituation kann im Prozessschritt „Sample“ ergänzt werden, wird jedoch nicht primär durch das Modell vorgegeben. Besonders bei der Verarbeitung und Analyse von kleinen Datengrundlagen ist die Analyse der Ausgangssituation entscheidend. Zudem sollte bei einer kleinen Datenbasis die Anwendbarkeit des Modells im Vordergrund stehen, da zu prüfen ist, ob das aus den Daten gewonnene Modell die Realität hinreichend abbilden vermag. Der Bereich der Anwendbarkeit kommt im **SEMMA**-Modell ebenfalls recht kurz. Eine weitere Besonderheit ist, dass es sehr eng an die Software SAS Enterprise Miner gebunden ist, was zu einer Inflexibilität in der Gestaltung für andere Algorithmen führt.

Das **CRISP-DM-Modell** eignet sich aufgrund seiner iterativ zu durchschreitenden Ablaufphasen am besten für eine Adaption auf einen Präzisionsmontageprozess. Einige Adaptionen sind mit Blick auf das Anwendungsszenario dennoch vorzunehmen. Das **CRISP-DM-Modell** wird in diesem Abschnitt als ausgewählte Vorgehensstrategie

tegie angewendet und für den ausgewählten Präzisionsmontageprozess adaptiert. Das Kapitel beginnt daher mit der Entwicklung einer Vorgehensmethode, die sich am **CRISP-DM-Modell** orientiert.

3.1 Vorgehensmethode der Arbeit

Ziel dieser Arbeit ist die Entwicklung und Anwendung eines prozessorientierten Data Minings im Umfeld der Präzisionsmontage. Aus der in Kapitel 1 definierten Zielsetzung wird nachfolgend die Präzisionsmontagemethode zur Datenanalyse abgeleitet. Diese Analysemethodik bildet das Gerüst für das weitere Vorgehen.

Das **CRISP-DM-Modell** beschreibt den generellen Ablauf eines Data-Mining-Prozesses mit dem Ziel der Störungsauffindung. Da es darauf abzielt, möglichst große Datenbasen auszuwerten, sind einige Anpassungen sinnvoll, um das Modell auf einen Präzisionsmontageprozess mit kleinen Stückzahlen anwenden zu können. Die konkreten Anpassungen werden in der Beschreibung der einzelnen Teilschritte formuliert, lassen sich jedoch in der Aufteilung des Prozesses in Submodule sowie in dem iterativen Rücksprung auf die Datenakquise und der Bewertung der Fehleridentifizierbarkeit zu jedem Prozesszeitpunkt zusammenfassen.

Ein Ansatz der neu entwickelten Methode ist die Aufteilung des Fertigungsprozesses in kleine Teilprozesse (hier: Submodule), um anschließend möglichst flexibel aus unterschiedlichen Submodulen die jeweils benötigte Fertigung modular zusammenstellen zu können. Die reduzierte Datengrundlage lässt sich zudem durch die scharf abgegrenzten Submodule substituieren. Die Vielzahl der Submodule bietet die Möglichkeit, den Prozess auf einfache (lineare) Wirkzusammenhänge zu reduzieren. Dadurch lassen sich die Submodule mit einem kleineren Trainingsdatensatz abbilden. Sie ermöglichen zudem engere Systemgrenzen bei der Betrachtung des jeweils eng abgegrenzten Prozesses. Dies resultiert in einer geringeren Zahl potenzieller Störeinflüsse. Zudem lassen sich Bauteilvarianten verarbeiten, die zur Qualifizierung von Submodulen, die in mehreren Varianten vorkommen, beitragen können. Ein weiterer Vorteil der Modularität besteht darin, dass die einzelnen Submodule separat qualifiziert werden können und es so möglich ist, mit einer sehr kleinen Datenbasis einen entsprechend komplexen Gesamtprozess abzuschätzen. Ausgewählte Submodule lassen sich weitergehend mit einer im Labor generierten Testdatenmenge vorqualifizieren.

Generell lässt sich die vorgestellte Methode auch für andere Montageprozesse nutzen. Die Prozessschritte „Indizien während der Fertigung nutzen“ und die Anwendung von „Submodulen zur Komplexitätsreduzierung“ gewinnen für einen Präzisionsmontageprozess an Bedeutung. Dies wird im folgenden Abschnitt näher dargestellt. In der Präzisionsmontage bewegen sich der Prozess und damit die Störgrößen oft an der Auflösungsgrenze des eingesetzten Messsystems, weshalb sich Störungen erst später eindeutig identifizieren lassen. Weiterhin ist die zugrunde liegende Datenbasis immer sehr klein, da die Prozesse in der Durchführung kostenintensiv sind.

Allerdings werden besonders zum Prozessbeginn schnell Erkenntnisse aus den Daten benötigt, um baldmöglichst in ein sicheres Prozessfenster zu gelangen.

Die Anforderungen an die Präzisionsmontagemethode lassen sich wie folgt zusammenstellen:

1. Submodule nutzen, um Komplexität des Identifizierungsproblems zu reduzieren
2. sehr kleine Datenbasis, die zur Verfügung steht
3. Expertenwissen geeignet hinterlegen, um wenig erfahrene Benutzer zu unterstützen
4. gegebenenfalls Produktqualität abschätzen
5. Indizien während der Fertigung nutzen, die geeignet sind, auch kleine Störungen zu detektieren
6. Frühwarnsystem integrieren
7. Wartungshinweise beziehungsweise Handlungsanweisungen für den Bediener ausgeben



Abbildung 3.1: Referenzmodell der Präzisionsmontagemethode

Aus den genannten Anforderungen wird nachfolgend die Präzisionsmontagemethode entwickelt. Sie beschreibt in ähnlicher Weise wie das **CRISP-DM-Modell** einen Kreisprozess. Der Kreisprozess bildet das iterative Vorgehen ab, sodass nach Durchlaufen der Vorgehensweise diese erneut begonnen wird, um Anpassungen vorzunehmen. Nachfolgend werden basierend auf dem **CRISP-DM-Modell** die einzelnen Prozessschritte beschrieben und auf das vorliegende Anwendungsszenario adaptiert.

Die erste Phase, die *Prozessspezifikation*, ist bei diesem Modell die Phase, auf der das spätere Vorgehen beruht. In ihr wird der Prozess spezifiziert und die zu erreichenden Ziele werden festgelegt. So werden beispielsweise die vorhandenen Systemkomponenten erfasst. Dazu zählen die verwendete Hardware, mögliche Benutzereinflüsse, auftretende Störgrößen, die Definition von Systemgrenzen und die Erfassung von verfügbaren Messsystemen. Das Festlegen von Systemgrenzen hat erheblichen Einfluss auf die Modellkomplexität. Durch eine geschickte Wahl können Daten bereits in Datengruppen vorsortiert oder nicht relevante Daten ausgelassen werden. Ebenfalls können bereits bekannte Prozessvernetzungen aufgenommen werden, die in der nachfolgenden Prozessphase zu Vereinfachungen in der Modellbildung führen. Die Prozessspezifikation erfolgt weitgehend analog zu der ersten Phase beim **CRISP-DM-Modell**, unterscheidet sich allerdings darin, dass bereits eine erste Vorgegruppierung der Daten vorgenommen und bekannte Prozessvernetzungen abgebildet werden.

Es folgt die *Aufteilung in Submodule* als zweite Phase. Sie ermöglicht es, einen komplexen Fertigungsprozess so zu unterteilen, dass er mit einer kleinen Datenbasis modellierbar wird. Die erste Anforderung an die Methode, Submodule zu nutzen, kann in diesem Prozessschritt abgebildet werden. Die Modellierung wird dadurch vereinfacht, dass abgegrenzte Teilprozesse separat modelliert werden. So kann beispielsweise ein Greifprozess unabhängig von einem Aushärteprozess oder einem Achsverhalten analysiert werden, da diese Teilprozesse laut einer Expertenbefragung nicht zusammenhängen. Dass tatsächlich kein Zusammenhang der Submodule besteht, muss anschließend im Experimenterteil gezeigt werden.

In der zweiten Phase unterscheidet sich dieses Modell von dem **CRISP-DM-Modell** deutlich. Es sind geeignete Teilprozesse (Submodule) zu bilden, die bei Bedarf durch fertigungsähnliche „Demonstrationsprozesse“ ersetzt werden können, um eine erstellte Datenbasis sinnvoll zu erweitern. Es wird jedes einzelne Submodul qualifiziert und separat aus einer Datenbasis aufgebaut. Die Qualifizierung beinhaltet den Aufbau des Submoduls sowie eine Prüfung der Modellbildung mithilfe einer Testdatenmenge. Die Einzelqualifizierung ist nur für Submodule möglich, die von anderen Submodulen unabhängig agieren. Für Submodule mit Abhängigkeiten von weiteren Submodulen kann nur eine Vorqualifizierung erfolgen. Dabei können grundlegende Modelleigenschaften, wie beispielsweise der Einfluss von Tageszeiten auf die Temperaturentwicklung, getestet werden. So wird es möglich, Daten von anderen Bauteilfertigungen (z. B. ältere Produkte oder Varianten) und gegebenenfalls auch bestehende Teilprozesse zu übernehmen und diese in einen neuen Gesamtkontext modular zu integrieren. Die in diesem Prozessschritt erstellten Submodule

bilden die Grundlage für die prozessorientierte Analyse sowie die darauf aufbauende Modellbildung. Aus diesem Grund ist der Prozessschritt (2) im Schaubild 3.1 beiden Methoden farblich zugeordnet.

Die dritte Phase *Sensoridentifizierung* findet sich im **CRISP-DM-Modell** nicht äquivalent wieder. Sie wird in dieser Methode separat betrachtet, da sie großen Einfluss auf die Qualität der Modellbildung besitzt und im Falle kleiner Datenbasen von großer Bedeutung ist. Es wird ermittelt, welche Sensoren im Prozess bereits zur Verfügung stehen. Die Prozessphase der Sensoridentifizierung zielt, anders als im **CRISP-DM-Modell**, darauf ab, möglichst ohne zusätzliche Sensorik auszukommen. Daher soll die bestehende Sensorik besonders effizient genutzt werden, und gegebenenfalls wird sie um weitere Messfahrten oder Messzyklen erweitert. Ein Teil des Vorgehens findet sich im **CRISP-DM-Modell** in der Datenverständnisphase wieder. Das iterative Vorgehen zwischen der Bewertung der Fehlererkennbarkeit und der Sensorauswahl ist im **CRISP-DM-Modell** nicht vorgesehen. Auf diese Weise lässt sich die Anforderung der kleinen Datenbasis abbilden.

In der vierten Phase werden die Korrelationen zwischen Störungen und den Sensorwerten, mit denen die Störungen belegbar sind, dokumentiert und spezifiziert. Jedem Fehlerbild werden entsprechend ein oder mehrere Messverfahren zugeordnet, mit denen Fehler gemessen beziehungsweise detektiert werden können. Es wird die Fehlerhäufigkeit, die Bedeutung der Fehler für das Endprodukt und die Entdeckbarkeit der Fehler mit der vorhandenen Sensorik bewertet. Ergibt sich aus der Berechnung anhand dieser drei Faktoren, dass ein häufiger Fehler, der für das Endprodukt kritisch ist, nicht hinreichend entdeckbar ist, muss die vorhandene Sensorik erweitert werden. Hierfür ist es zudem erforderlich, Expertenwissen zu nutzen. Nur die frühe Einbindung von Experten in die Data-Mining-Strategie macht es möglich, auch mit kleinen Datenbasen eine Modellbildung umzusetzen. So kann mittels der entwickelten Methodik ein bisher nicht durchgeführter Prozess auf mögliche Fehler und deren Prozesseinfluss untersucht werden. Im Vergleichsmodell kommt diese vierte Phase nicht vor, sie ist jedoch für die Abschätzung einer vollständigen Fehlerdetektierbarkeit erforderlich.

Die fünfte Phase, die *Definition und Bewertung der Datenbasis*, ergibt sich aus den vorangegangenen Phasen. Dabei wird eine erste Qualifizierung vorgenommen. Innerhalb dieser Qualifizierung wird die Datenbasis beispielsweise auf Vollständigkeit eines Datensatzes geprüft. Es muss zu jedem Prozessschritt eine hinreichende Datenmenge vorliegen. Hierbei wird darauf geachtet, ob das Prozessverhalten sich linear beschreiben lässt, da ein lineares Verhalten sich durch eine geringere Zahl an Datenpunkten beschreiben lässt. Zudem muss eine Anzahl an Bauteilen durchgängig in allen Prozessschritten verarbeitet worden sein, um Prozesswechselwirkungen abbilden zu können.

Sollte die Qualität der bisher aufgezeichneten Daten nicht ausreichen, erfolgt ein Rücksprung auf den Anfang des Kreisprozesses, und der Kreislauf wird erneut durchlaufen. Dies ist in Abbildung 3.1 durch den Pfeil von (5) nach (1) dargestellt. Eine Anpassung des Prozesses sowie der Messsysteme ist vorzunehmen. In Anleh-

nung an das **CRISP-DM-Modell** wird an dieser Stelle eine Datenvorverarbeitung vorgenommen. So werden doppelte Datensätze entfernt, fehlende Daten entsprechend interpoliert und erste Störgrößen eliminiert. Zur Bewertung der Datenbasis werden erste grafische Darstellungen genutzt. Die Besonderheit im vorliegenden Prozess besteht darin, dass die Messunsicherheit eine ähnliche Größenordnung aufweist wie die Auswirkungen von Prozessstöreinflüssen. Deshalb lassen sich diese nur schwer erfassen. Die Phasen 3 bis 5 repräsentieren die Methode der prozessorientierten Analyse von komplexen Fertigungsprozessen mit beschränkter Datenbasis. Sie werden in Kapitel 4 ausgearbeitet.

Die sechste Phase *Spezifikation Normalprozess / Modellbildung* ist analog zum **CRISP-DM-Modell** und bildet entsprechend mit Data-Mining-Methoden die generierte Datenbasis ab. Die Modellbildung erfolgt für jedes der einzelnen Submodelle separat, worin sich die beiden Vorgehensmodelle unterscheiden. Ein Submodell kann in der einfachsten Form durch die Aufzeichnung eines ungestörten Prozesses, der nachfolgend als Vergleich herangezogen wird, gebildet werden. Innerhalb der Submodule werden erlaubte Abweichungen vom Normalprozess definiert und Parameter eingestellt. Eine entsprechende Verknüpfung der einzelnen Submodelle zu einem Gesamtmodell erfolgt im Vernetzungsmodul, der Hauptfunktion des entstehenden Modells. Die in der Hauptfunktion hinterlegte Vernetzung kann zunächst durch Expertenbefragungen generiert werden (Anforderung 3). Stehen genügend Trainingsdaten zur Verfügung, kann die Vernetzungsmatrix nachtrainiert werden. Da in der Hauptfunktion alle Submodule zentral miteinander verknüpft sind, wird sie für die Generierung von Qualitätsprognosen genutzt (Anforderung 4). Eine Prognose ist im **CRISP-DM-Modell** nicht vorgesehen.

Die siebte Phase, die *Detektion von Abweichungen*, vergleicht die als Normalprozess definierten Ergebnisse mit den tatsächlichen Fertigungswerten und ist als Anwendung der Modellbildung zu verstehen. Erkannte Abweichungen zum Normalprozess (Indizien) können zu einer Störung und Qualitätsminderung führen, weshalb eine entsprechende Warnung ausgegeben wird. Die Anforderungen „Indizien während der Fertigung nutzen, die geeignet sind, auch kleine Störungen zu detektieren“ sowie „Frühwarnsystem integrieren“ werden in diesem Modul abgebildet. Um auch kleine Störungen zu erkennen, ist eine geeignete Datenvorverarbeitung und Modellbildung erforderlich, was in den Phasen 5 und 6 erfolgt ist. Diese Phase ist mit der Bewertungsphase des **CRISP-DM-Modells** zu vergleichen. Wird nachgewiesen, dass das generierte Modell keine hinreichende Qualität besitzt, muss es überarbeitet werden. Die Phasen 6 und 7 bilden die zweite Methode der prozessorientierten Datensegmentierung und Modellierung auf der Basis von Teilmodellen und sind in Kapitel 5 präzisiert.

Erst in der achten Phase *Implementierung* wird das gesamte Modell online umgesetzt. Ab diesem Zeitpunkt besitzt es tatsächlich Einfluss auf den Fertigungsprozess. In dieser Arbeit wird auf die Online-Validierung des Modells verzichtet, da für einen realen Fertigungsprozess ein Nachweis der Funktionalität des Produktionssystems sowie eine qualifizierte Abnahme erforderlich wären. Stattdessen erfolgt

eine Simulation des Online-Verhaltens, um den Funktionsnachweis zu erbringen. Dies findet sich in Kapitel 6. Im Rahmen der Simulation werden die Prognosen für die Fertigungsqualität mit realen Messwerten abgeglichen. Die achte Phase ist nahezu identisch mit der letzten Phase des **CRISP-DM-Modells**. Jedoch kommt der Vergleich der Qualitätsprognose mit den realen Qualitätswerten hinzu. Die letzte Anforderung „Wartungshinweise beziehungsweise Handlungsanweisungen für den Bediener ausgeben“ lässt sich erst in der Modellimplementierung umsetzen.

Zum Nachweis der generellen Übertragbarkeit des oben beschriebenen Vorgehens wird es auf einen weiteren Prozess angewendet. In Kapitel 7 wird der Modellierungsansatz auf ein anderes Produkt beziehungsweise Montagesystem transferiert.

3.2 Darstellung der Ausgangssituation

Nach dem Vorstellen der Präzisionsmontagemethode geht es im Folgenden um die Definition der Ausgangssituation. In dieser Arbeit werden zwei Montageaufgaben betrachtet. Die erste Montageaufgabe, das Setzen von Teil A auf Teil B, ist in Abbildung 3.2 abgebildet. Die zweite Montageaufgabe bezieht sich auf das räumliche Setzen von drei Teilen A auf ein Teil B, dargestellt in Abbildung 3.3. Hierbei wird dreimal das Teil A auf das Teil B gesetzt. In beiden Montageaufgaben werden die Teile A mit UV-aushärtendem Klebstoff mit Teil B verklebt. Für die Bewertung der Montagegenauigkeit wird eine rein optische Prüfung nach der durchgeführten Montage eingesetzt.

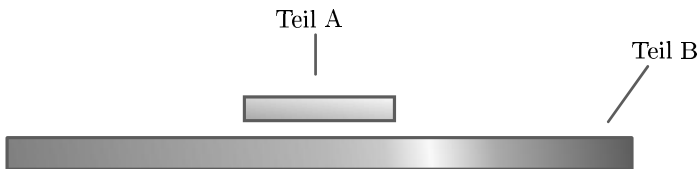


Abbildung 3.2: Beispielhafte Montageaufgabe *eins* im Endzustand

Zur Umsetzung der Montageaufgabe wird ein Präzisionsroboter verwendet. Eine Übersicht über nutzbare Montagesysteme findet sich im Kapitel **Stand der Technik und Eingrenzung der Arbeit** in Abschnitt 2.1. An dieser Stelle wird ein serielles Montagesystem ausgewählt, da hauptsächlich lineare Freiheiten zur Montage benötigt werden. Zudem besitzen serielle Montagezellen ein sinnvolles Verhältnis von Arbeitsraum zu Objektgröße. Der gewählte Präzisionsmontageroboter ist der Autoplace 411 der Firma Sysmelec sowie Peripheriegeräte zur Erweiterung der Freiheitsgrade. Ein Montagesystem besteht allgemein aus folgenden Bausteinen: Positioniersystem, Endeffektoren, Sensorsysteme zur Werkstückbestimmung, Zuführeinrichtungen sowie diverse Steuerungstechnik. Die Materialzuführung wird in

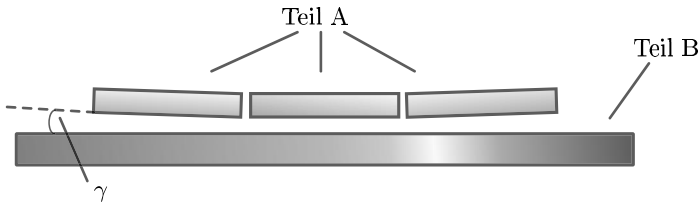


Abbildung 3.3: Beispielhafte Montageaufgabe *zwei* mit Montagewinkel γ im Endzustand

dieser Anlage manuell realisiert, da es sich um eine Vorserienanlage handelt. Der gewählte Endeffektor ist ein nicht aktuierter Niederdruckflächensauggreifer, der vom Roboter gesteuert wird.

Der Roboter, den Abbildung 3.4 zeigt, ist in den drei kartesischen Hauptachsen verfahrbar. Dies wird durch Lineardirektantriebe ermöglicht. Zusätzlich verfügt er über eine Drehachse, die im Kopf integriert ist. Genauere Roboterparameter können Tabelle 3.1 entnommen werden. Die zwei fehlenden Freiheitsgrade des Roboters werden durch zwei Goniometer, die im Arbeitsraum des Roboters integriert sind, ersetzt. Insgesamt können so drei translatorische und drei rotatorische Freiheitsgrade abgebildet werden. Somit besitzt das System alle Freiheiten, die im Raum zur Verfügung stehen.

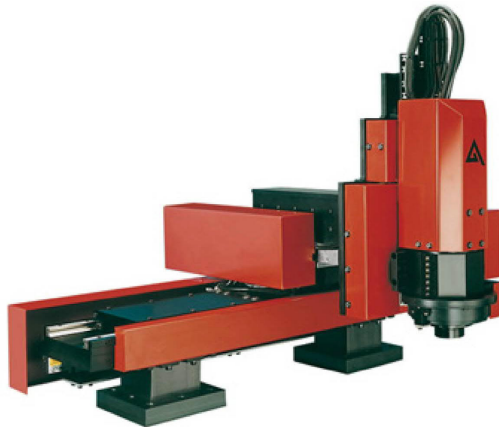


Abbildung 3.4: Präzisionsmontageroboter Sysmelec Autoplace 411

Spezifikation	AUTOPLACE 411	Einheit
Arbeitsraum (x,y,z)	800 x 160 x 60	mm ³
Bauraum	837 x 666	mm ²
Auflösung	0,5	μm
Wiederholgenauigkeit	1,0	μm
Winkelauflösung	0,001	°
Traglast	200	g

Tabelle 3.1: Spezifikationen des Präzisionsmontageroboters; nach [43], [90]

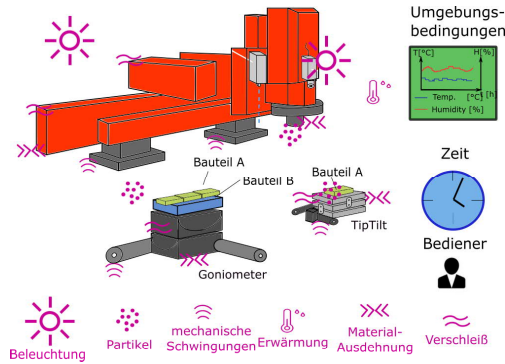
Das genutzte Montagesystem verfügt herstellerseitig über zahlreiche Sensoren zum Erfassen von Bauteilpositionen und Prozesszuständen. Grundsätzlich wird für jede zu erfassende Prozessgröße ein entsprechender Sensor integriert. Als Erweiterung kann für jede auftretende Störgröße, die den Prozess maßgeblich beeinflusst, ein Sensor integriert werden. Mögliche Störprozesse können beispielsweise die Beleuchtung, mechanische Schwingungen oder Materialausdehnungen sein; sie sind in Abbildung 3.5 zeichnerisch dargestellt.

Innerhalb des beschriebenen Demonstrationsprozesses stehen ohne das Einbringen von Zusatzsensorik folgende Sensoren zur Verfügung:

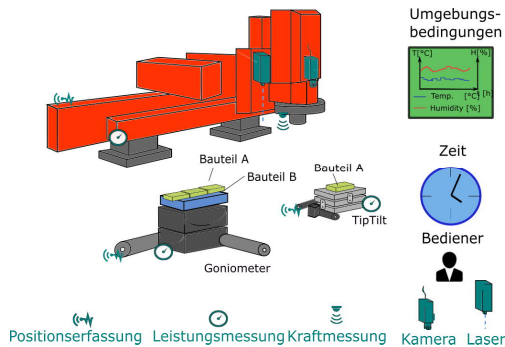
- Positionssensor in allen drei Linearachsen sowie in der Rotationsachse; diese Sensoren können zur Auswertung von Geschwindigkeit und Beschleunigungen genutzt werden
- Kraftsensor, der am Roboterendeffektor zur Aufnahme von Greiferkräften integriert ist
- Lasersensor, der ebenfalls am Roboterendeffektor integriert ist und so Scans der Ebenheit von Bauteilen ermöglicht
- im Roboterkopf integrierte Oberseitenkamera
- Unterseitenkamera zur Detektion von bereits gegriffenen Bauteilen
- Laser als Unterseitenlaser zur Vermessung von gegriffenen Bauteilen
- Temperatursensoren, die im Reinraum zur Verfügung stehen
- Luftfeuchtigkeitssensoren, ebenfalls im Reinraum vorhanden

Die verbauten Sensoren, in Abbildung 3.5 dargestellt, werden bei einem Montageprozess derzeit nicht kontinuierlich genutzt. Diese Sensoren liefern nur auf aktive

Abfrage einen Wert, der ausgewertet und in verschiedenen Protokollen teilweise unzusammenhängend abgespeichert wird. Insbesondere bei Sensoren wie Kameras ist aufgrund der anfallenden Datenmenge eine Nutzung sinnvoll zu planen. Erzeugte Daten werden in Fertigungslogfiles abgelegt und sind nur umständlich zu durchsuchen. Eine Datenstruktur oder ein Datenbanksystem gibt es derzeit nicht.



(a) innerhalb eines Präzisionsmontageprozesses



(b) innerhalb eines Präzisionsmontageprozesses

Abbildung 3.5: Vorliegende Einflussgrößen

Bei der Präzisionsmontage handelt es sich um eine Montageaufgabe mit sehr engen Fertigungstoleranzen, die sehr störungsempfindlich ist. Um zusätzliche Störeinflüsse durch Partikel, Temperaturänderungen oder Luftfeuchtigkeitsschwankungen zu vermeiden, wird bei den oben beschriebenen Montageaufgaben zumeist in Reinräumen gearbeitet. Ein Reinraum stellt neben der Luftfilterung und somit der Reduzierung der Partikelmenge auch eine Temperierung und Luftfeuchtigkeits-

regelung zur Verfügung. Da der Raum vollständig gekapselt ist, wird auch kein Tageslicht zugeführt. Der Roboter ist auf Granitblöcken montiert, um den Eintrag von Störschwingungen zu reduzieren. Dadurch können konstante Prozessbedingungen erzielt werden. Die hauptsächliche Störgröße stellt der Bediener selbst dar. Zur Handhabung der Objekte wurden nach dem aktuellem Stand der Technik in Abschnitt 2.1 verschiedene Greifsystem eingeführt. Es wurde beschrieben, dass der Vakuumgreifer für sensible Bauteile am geeignetsten ist, weshalb er für den Montageprozess ausgewählt wird.

Zusammenfassend kann die Ausgangssituation als ein in einem Reinraum befindliches und somit gekapseltes Präzisionsmontagesystem, das über eine Vielzahl unterschiedlicher Sensoren verfügt, beschrieben werden. Auf dieser Basis lassen sich unterschiedliche Datenverläufe aufzeichnen, die ungeordnet und teilweise unvollständig vorliegen.

4 Methode zur prozessorientierten Analyse komplexer Fertigungsprozesse mit beschränkter Datenbasis

Das vorliegende Kapitel befasst sich mit der prozessorientierten Analyse. Ziel des Kapitels ist es, eine nutzbare Datenbasis für die Modellbildung im nachfolgenden Kapitel zur Verfügung zu stellen. Zunächst werden vorhandene Daten selektiert und vorhandene Sensoren analysiert. Zur Reduzierung der Komplexität werden die vorhandenen Daten in Datenbereiche aufgeteilt. Basierend auf einer FMEA erfolgt ein Fehlerranking und eine Verknüpfung mit Sensoren, die diese Fehler überwachen können. Zusätzlich wird eine A-priori-Verknüpfung der Fehlerzustände abgeleitet. Später dienen die gefundenen Zusammenhänge dazu, eine sinnvolle Sensorauswahl für den betrachteten Prozess zu erhalten. Das Vorgehen dieses Kapitels ist in dem Vorgehensschema in Abbildung 4.1 als Teil von Abbildung 3.1 abgebildet.

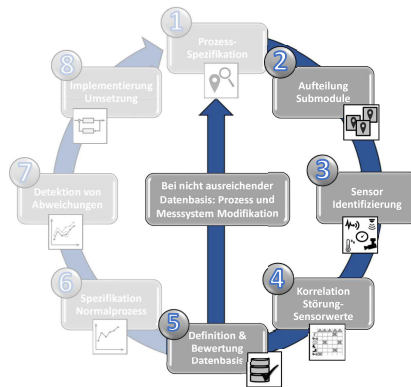


Abbildung 4.1: Aktueller Ausschnitt aus der Präzisionsmontagemethode

Am Beginn steht die Analyse der Ausgangssituation. Um einen Einblick in den Prozess und die mögliche Sensorik zu erhalten, wird der Daten- und Stofffluss der im Folgenden beschriebenen Ausgangssituation dargestellt. In Abbildung 4.2 ist

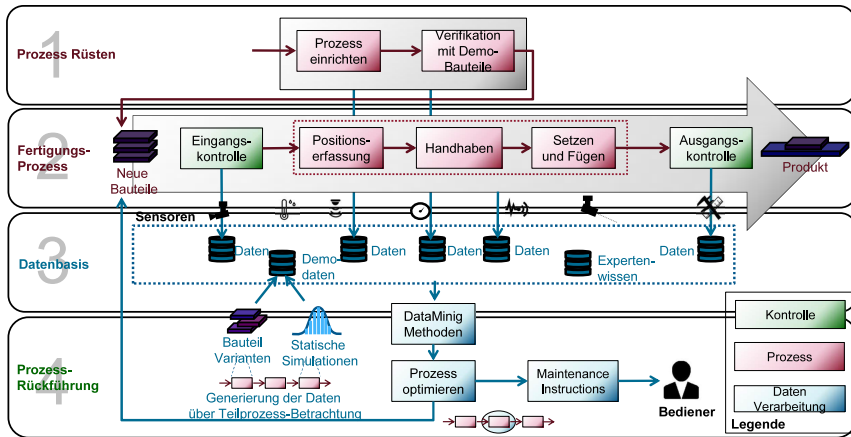


Abbildung 4.2: Struktureller Informations- und Bauteilfluss in einem Montageprozess

der Daten- sowie der Bauteilfluss innerhalb eines Montageprozesses zu sehen. Mit ihrer Hilfe wird deutlich, an welchen Stellen im Prozess Informationen gewonnen und welche Teilprozesse durchgeführt werden. Abbildung 4.2 ist in vier Reihen aufgeteilt: Prozesseinrichtung (Rüsten), Fertigungsprozess, Datenbasis und Prozessrückführung. Rote Funktionen bedeuten hierbei Prozessfunktionen, während grüne Funktionen Vermessungsaufgaben repräsentieren. Der blaue Bereich, der sich in der unteren Zeile findet, beschreibt die Datenverarbeitung. In der obersten Reihe ist der Rüstprozess dargestellt. Dieser setzt sich aus den beiden Aufgaben Einrichten und Verifikation mit Demo-Bauteilen zusammen. Hier werden erste Daten generiert, die in die Datenbank abgeführt werden.

Die nächste Reihe stellt den eigentlichen Fertigungsprozess dar. An dieser Stelle wird die Spezifikation der Ausgangssituation durchgeführt, was in der vorliegenden Arbeit in Abschnitt 3.2 näher betrachtet wird. Zwischen der Datenbasis und dem Fertigungsprozess finden sich die Sensorschicht, die für eine Anbindung der Datenbank an den Fertigungsprozess sorgt. Innerhalb des Fertigungsprozesses werden sowohl vom Fertigungsprozess an sich als auch von der Ein- sowie Ausgangskontrolle Daten abgeführt. Die jeweiligen Aufgaben – Positionserfassung, Handhaben sowie Setzen und Fügen – werden als Submodule in Abschnitt 5 modelliert und detaillierter betrachtet. Es handelt sich bei dem betrachteten Montageprozess um eine Vorserienmontage, weshalb die aufgezeichneten Daten im Hinblick auf Vollständig-

keit differenziert zu betrachten sind. Es handelt sich um eine kleine Datenbasis, auf die der Begriff Small Data zutrifft. Beispielhaft für eine solche kleine Datenbasis ist der Übergang von der Prozess-Rüst-Phase in die Phase der Vorserienfertigung. Diese ist schematisch in Abbildung 4.3 dargestellt. Deutlich zu erkennen ist, dass am Anfang des Prozesses das betrachtete Merkmal eine Abweichung besitzt, die im Laufe der Prozess-Rüst-Phase eingesteuert und dem Zielwert angenähert wird. Zusätzlich ist die Datenstreuung des betrachteten Merkmals hoch, was in der Werteverteilung zu sehen ist und in Abbildung 4.3 durch den Boxplot verdeutlicht wird. Die Datenstreuung lässt sich im lauffähigen Prozess durch Eliminierung von Störgrößen vermindern.

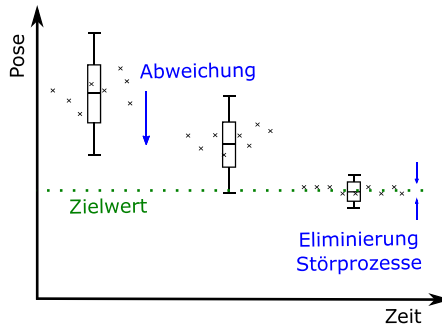


Abbildung 4.3: Entwicklung der Prozessparameter (Pose) während der Prozess-Rüst-Phase eines Fertigungsprozesses

Die Fragestellung, ab wann eine beobachtete Auffälligkeit signifikant ist, ist efektspezifisch zu beantworten. Im Rahmen dieser Arbeit wurden deshalb alle beteiligten Prozessparameter auf deren Verteilungsverhalten bei abnehmender Versuchszahl betrachtet. Ziel dabei war, einen Wert für eine Stichprobengröße zu erhalten, die einen Prozess sicher abbildet. Ein Beispiel findet sich in Abbildung A.20. So erfolgt in Kapitel 4.4.3 eine Betrachtung, ab welchem Zeitpunkt einzelne Prozessparameter normalverteilt auftreten und somit einen eingeschwungenen stabilen Prozess widerspiegeln. Dies wird in den Abbildungen A.21 und A.22 auf der Basis der Betrachtung der Normalverteilung sowie des Probability-Plots analysiert. Nur basierend auf einem stabilen Prozess kann eine Modellbildung und daraus resultierend eine Ausreißersuche durchgeführt werden. Entsprechend werden bei der Datenanalyse separate Parameter für die in Abbildung 4.3 dargestellten Datengruppen angewendet.

Die dritte Reihe in Abbildung 4.2 bildet für dieses Kapitel (4 Prozessorientierte Analyse von komplexen Fertigungsprozessen) den zentralen Ausschnitt. Darin wird die Zusammensetzung der Datenbank dargestellt. Zu den bereits beschriebenen Datentypen werden *Demo-Daten* und *Expertenwissen* hinzugefügt. Die *Demo-Daten*

sind in Abschnitt 4.5 erläutert. Es handelt sich hierbei um eine Aufweitung der Datenbasis mit zusätzlichen, experimentell gewonnenen Messwerten. Es werden sowohl Daten von Produktvarianten so angepasst, dass sie in die Datenbasis aufgenommen werden können, als auch Daten von Hardware-Nachbildungen des Originalprodukts genutzt. Zusätzlich werden Daten mithilfe der Durchführung von Teilprozessen mit Bauteilen, die dem Produkt ähnlich sind, in einer Testumgebung erzeugt. Zudem besteht die Möglichkeit der statistischen Datenaufweitung.

Die letzte Reihe, die der *Prozessrückführung*, wird in Kapitel 5 **prozessorientierte Datensegmentierung und Modellierung** auf Seite 81 thematisiert. An dieser Stelle erfolgt die Modellbildung der Submodule und die Anwendung von Data-Mining-Strategien zur Störungsdetektion.

4.1 Sensorik im Produktionsprozess

Die korrekte Auswahl der Sensorik bildet die Grundlage, um Bauteile, die gehandhabt werden, zu detektieren und so eine Präzisionsmontage zu ermöglichen. Für die Abschätzung der Montagegenauigkeit eines Systems ist die Sensorik zur Objekterkennung von besonderem Interesse. Innerhalb der Realisierung eines Präzisionsmontageprozesses müssen die Positionen der Montagepartner räumlich erfasst werden. Dies erfolgt kontaktlos, um die empfindlichen Montagepartner nicht zu beschädigen.

4.1.1 Eingesetzte Sensorik: Bildgebung

Die Nutzung von Kameras zur Bestimmung von Positionen beweglicher oder zu manipulierender Elemente ist Stand der Technik. Dabei werden Aufgaben wie Objekterkennung, Lageerkennung, Vollständigkeitsprüfung, Form- und Maßprüfungen sowie Oberflächeninspektionen umgesetzt. [32]

Voraussetzung für die Anwendung einer Bildverarbeitung ist, dass das gewählte Kamerasystem technisch über eine ausreichende Auflösung zur Positionsbestimmung verfügt. Zur Bestimmung der Bauteilposition kann die Erkennung von Bauteilgeometrien, Marker-Positionen oder speziellen Bauteilstrukturierungen genutzt werden. Wichtig ist, dass die gewählte Referenzmarke eine hinreichend hohe Qualität in ihrer Positionierung aufweist. Berndt [12] zeigte für die Mikromontage, dass auch hohe Montagegenauigkeiten (bis zu $5\ \mu\text{m}$) mit entsprechenden bildgebenden Sensorsystemen möglich sind. Die Positionserfassung mittels Kamera kann jedoch bei komplexen geometrischen Oberflächenstrukturen, spiegelnden Oberflächen und schlecht ausgeleuchteten Montagesituationen an ihre Genauigkeitsgrenzen stoßen [95].

Zudem ist eine wichtige Voraussetzung für eine präzise Positionsermittlung mittels Kamera eine sorgfältige Kalibrierung der Kamera auf das Montagesystem. Hierbei müssen Parameter der Kamera wie Linsenverzeichnung, Radialverzeichnungen

und Abbildungsfehler bestimmt werden [32] und es ist eine geometrische Vermessung der Kameraposition zum Montagesystem zu ermitteln. Ist eine Systemkalibrierung erfolgt, so können zusätzliche Genauigkeitssteigerungen über Verfahren der Interpolation (Subpixelinterpolation) erzielt werden. [138]

4.1.2 Eingesetzte Sensorik: Oberflächenerfassung

Eine mögliche Alternative zur Positionsbestimmung mittels Kamera ist die Nutzung eines Sensors zur Flächenerfassung. Für die Anwendung stehen Verfahren mittels Triangulation, Laufzeit oder Phasenmessung zur Verfügung. Wegen der zu meist sehr empfindlichen Bauteiloberflächen werden taktile Sensoren ausgeschlossen. Für sehr genaue Positionserfassungen bei empfindlichen Bauteilen eignen sich insbesondere oberflächenabtastende konfokale Laser-Wegmesssensoren. Der konfokale Laser-Wegmesssensor eignet sich besonders für hochauflösende Messungen in eng definierten Messbereichen, da das Messobjekt sich im Fokusbereich des Messsystems befinden muss. [17]

Für den Einsatz von konfokalen Laser-Wegmesssensoren wurde am Institut für Werkzeugmaschinen und Fertigungstechnik (IWF) ein Verfahren des *In-Process Laser Scanning* (IPLS) entwickelt. Dieses Verfahren ermöglicht die hochpräzise Positionserfassung eines Objekts im Raum. Dabei wird ein konfokaler Laser-Wegmesssensor am Kopf eines Roboters angebracht. Das ermöglicht es, sowohl Oberflächen dreidimensional zu vermessen als auch Kanten von Objekten zu erfassen. [95]

Wird ein konfokaler Laser-Wegmesssensor für die Vermessung verwendet, ist seine Präzision maßgeblich vom genutzten Auswertungsverfahren abhängig. Es können verschiedene Betriebsarten für einen Lasersensor gewählt werden. Dabei werden entweder Punkte mit sehr hoher Genauigkeit oder Linien mit im Vergleich eingeschränkter Genauigkeit vermessen. Weiterhin ist entscheidend, wie die erhaltenen Messpunkte anschließend gefiltert und ausgewertet werden. [92]

4.2 Bereitstellen der Prozessdaten

Im vorangegangenen Abschnitt wurden Sensortypen, die für den Einsatz in der Montageaufgabe zur Verfügung stehen, vorgestellt. Da der vorliegende Montageprozess bereits umgesetzt ist, müssen zunächst bestehende Strukturen und Datensätze analysiert werden. Nicht immer besteht die Möglichkeit, Sensoren an jeder Stelle nachzurüsten. Zudem müssen die Wirtschaftlichkeit sowie der Nutzen einer Nachrüstung diskutiert und abgeschätzt werden. Es werden die bereits integrierten Sensoren genutzt, und später wird eine Ergänzung durch weiterer Sensoren diskutiert. Aus den aufgezeichneten Sensorwerten entsteht eine Datenbank. Diese ist den benötigten Aufgaben entsprechend zu gestalten.

4.2.1 Integration verschiedener Datenquellen

Der Versuchsaufbau des betrachteten Prozesses beinhaltet eine Vielzahl an Sensoren, die unterschiedliche Datentypen und Dateiformate liefern. Die Datentypen wird im Wesentlichen zwischen ergebnisgesteuerten Werten und zeitgesteuerten Werten unterschieden. Ereignisgesteuerte Werte werden bei bestimmten Ereignissen angelegt, während zeitgesteuerte Werte kontinuierlich, das heißt zu äquidistanten Zeitpunkten erstellt werden. Zeitgesteuerte Werte müssen separat einem Ereignis zugeordnet werden, um sie später im Prozess auswerten zu können.

Grundsätzlich kann jeder Sensor aus den erfassten Werten eine Log-Datei erstellen. Oft werden mehrere Sensoren zu Sensorsystemen zusammengefasst und teilen sich entsprechend eine Log-Datei. Der aktuelle Aufbau generiert folgende Log-Dateien:

- Roboter-Log
- Bildverarbeitungs-Log
- Kamerakalibrierparameter
- Bilder der Eingangskontrolle, Prozessbilder
- Reinraum-Log
- Vermessungsprotokoll (Ausgangskontrolle; Gut-schlecht-Teile-Zuordnung)

In den jeweiligen Daten-Logs befinden sich vielfältige Informationen über unterschiedliche Teilprozesse.

Im Roboter-Log wird zu jedem verbauten Bauteil ein Eintrag erfasst. Pro Bauteile werden Informationen wie Fügepartner, vermessene Bauteilpositionen, Montagepositionen, Setzkkräfte oder die Dauer des Prozesses abgelegt. Hierzu zählen nicht nur die konkreten Sensorwerte (Rohdaten), sondern berechnete Zwischenpositionen oder Zwischenwerte (Folgedaten), die Aufschluss über Bauteilegeometrien geben können. Auf diese Weise kann aus einer Gruppe von Laser-Wegmesssensordaten ein Rückschluss auf die Verkipfung eines Objekts gezogen werden. Da der Roboter diese Zwischenwerte (Folgedaten) berechnet und für die weitere Montage nutzt, werden sie im Log abgelegt. Zudem ist es möglich, durch weitere Datenoperationen aus den generierten Rohdaten weitere Folgedaten zu generieren. Aus Messwerten des Laser-Wegmesssensors kann eine Aussage über die Ebenheit der Bauteiloberfläche erfolgen. Für die Verarbeitung von komplexen Logs, wie dem Roboter-Log, können Verfahren der Feature-Extraktion angewendet werden. Dies wurde mit Blick auf den Stand der Technik in Abschnitt 2.2.1 bereit thematisiert.

Das Bildverarbeitungs-Log listet jede in der Bildverarbeitung erkannte Position und jeden entsprechenden Parameter zur Beurteilung der Erkennungsgüte von Objekten auf. Zusätzlich wird der Name des zugehörigen Bauteils aufgezeichnet. Bildinformationen aus der Eingangskontrolle und aus Prozessbildern können nicht

ohne Umwandlung in eine Datenbank integriert werden. Es ist eine Bildverarbeitung erforderlich. Relevante Informationen, wie beispielsweise die Lage von Bauteilen im Bild, die Hauptabmaße von Bauteilen, Histogramme des Bildes oder der mittlerer Grauwert des Bildes, werden mittels Bildverarbeitung extrahiert und als Daten-File im Bildverarbeitungs-Log abgelegt. Auf diese Weise werden durchsuchbare Informationen generiert. Der Vorteil einer Speicherung als Daten-File liegt nicht nur darin, dass Daten-Files eher mit einer Datenbank kompatibel sind, sondern auch darin, dass sie einen erheblich geringeren Speicherbedarf aufweisen. Ein Nachteil ist jedoch, dass weniger Informationen verfügbar sind.

Die Kamerakalibrierparameter sind Werte, die vor jedem Fertigungstag oder nach längerem Stillstand der Anlage erfasst werden. Sie beschreiben den Zusammenhang zwischen den Pixelkoordinaten der Kamera und den Abmaßen von Objekten im Roboterkoordinatensystem. Die Kamerakalibrierparameter können sich durch den Einfluss der Umgebungsbedingungen über die Zeit verändern.

Als Ergänzung zu den durch den Roboter und das Bildverarbeitungssystem erzeugten Log-Dateien werden die Rohbilder der Eingangs- und Ausgangskontrolle sowie Prozessbilder des Roboters abgelegt. Dies ermöglicht die spätere Offline-Auswertung des Bildmaterials.

Aus dem Log des Reinraumes können Temperatur und Feuchtigkeit mit der Abtastung von einer Minute abgefragt werden. Durch die hohe Abtastung entstehen viele Datenpunkte, was in einem umfangreichen Log resultiert. Solche umfangreichen Logs müssen gekürzt werden, um die Handhabung zu vereinfachen.

Ein weiteres Log ist das Vermessungsprotokoll. Nach abgeschlossenem Montagevorgang werden stichprobenartig die Bauteile auf einem Messmikroskop vermessen. Die ermittelten Werte werden manuell in einem Vermessungsprotokoll eingetragen.

Je nach Montageprozess können zusätzlich weitere Daten-Logs erstellt werden. Alle diese Log-Dateien sind zunächst zusammenhangslos. Um damit automatisiert arbeiten zu können, ist es erforderlich, die aufgezeichneten Daten zu strukturieren und beispielsweise in einer Datenbank zusammenhängend abzulegen. Ein erstes Teilziel ist somit eine automatisierte und reproduzierbare Überführung der vorhandenen Prozessdaten (basierend auf den vorhandenen Prozess-Logs) in eine Form, auf die sich Datenanalysemethoden anwenden lassen. Das nächste Teilziel besteht darin, die Definition einer Zieldatenbank zu erstellen, in die diese Daten überführt werden. Dies geschieht im nächsten Abschnitt.

4.2.2 Auswahl einer Datenbank und Festlegung der Struktur

Eine Datenbank besitzt die Hauptaufgabe, alle bisher aufgezeichneten und alle zukünftig anfallenden Daten dauerhaft zu speichern und in einer sinnvollen Struktur abzulegen, damit ein späterer Datenzugriff effizient erfolgen kann. Eine spätere Anpassung der Struktur an neue Datenstrukturen muss möglich sein, um mit dem System dauerhaft arbeiten zu können. Dabei müssen die folgenden Anforderungen erfüllt werden: Es müssen alle Daten im korrekten Datenformat und alle Werte am

richtigen Ort (mit den richtigen Referenzen) abgelegt werden. Die Datenbank sollte zudem über entsprechende Filtermöglichkeiten verfügen, um eine vereinfachte Datenanalyse durchführen zu können. Es muss weitergehend eine Schnittstelle zur Analysesoftware gegeben sein. Die Datenbank sollte folglich mit einem standardisierten Datenformat arbeiten.

Zunächst wird eine geeignete Datenbankstruktur festgelegt. Laut Stand der Technik in Abschnitt 2.2.1 gibt es bereits unterschiedliche Datenbankmodelle. Die Datenbankstruktur ist an den abzubildenden Prozess anzupassen. Stark strukturierte Fertigungsprozesse geben eine Grundstruktur vor, die für die Struktur der Datenbank genutzt werden kann. Lässt sich der Fertigungsprozess in Teilprozesse wie das Erfassen von Positionen, das Greifen von Objekten oder das Fügen unterteilen, sollte diese Aufteilung auch in die Datenbank übernommen werden. Das hierarchische Modell kommt aufgrund ihrer Komplexität und Inflexibilität nicht in Betracht. Auch das netzwerkartige Datenbankmodell ist für diese Aufgabe nicht geeignet, da es zu komplex und in der Handhabung zu aufwendig ist. Zudem kann die in ihm angelegte Möglichkeit, dass mehrere Nutzer zugreifen, nicht sinnvoll genutzt werden, da sie nicht benötigt wird. Eine objektorientierte Datenbank bietet sich prinzipiell an, jedoch sind die Datenstrukturen bei den verwendeten Fertigungsdaten nicht final festgelegt und können sich jederzeit ändern. Es wird daher eine Datenbank mit einer schnell und flexibel anpassbaren Struktur benötigt, besonders wenn sie für unterschiedliche Produktionsprozesse adaptierbar sein soll. Hierfür eignet sich besonders eine relationale Datenbank, weshalb sie für die Struktur ausgewählt wird.

Nachdem die äußere Struktur der Datenbank festgelegt ist, wird die innere Strukturierung festgelegt. Wie in Abschnitt 4.2.1 beschrieben, verfügt das Roboter-Daten-Log über eine gewisse Strukturierung. Das Roboter-Log gliedert sich in zwei Teile: in Informationen zum Produkt und in das Montageprotokoll. Das Montageprotokoll fasst die komplette Montage in ihren wichtigsten Parametern zusammen und bildet somit einen ersten wichtigen Teil für die Datenbank. Die restlichen, detaillierteren Informationen finden sich im Produktionsteil des Roboter-Logs. So finden sich je nach Bauteil die Daten einzelner Fertigungsteilprozesse (Bildverarbeitung, Setzen, Fügen). Dieses Roboter-Log ist eines der komplexeren Log-Files im betrachteten Prozess, in dem bereits eine gewisse Datenstrukturierung, die durch die einzelnen Prozessschritte bedingt ist, vorgenommen wird. Es handelt sich hierbei um eine hierarchisch verzweigte Struktur.

Die Bildverarbeitungs-Logs sind ebenfalls nach Bauteilen strukturiert, ebenso die Ausgangsvermessung und die Prozessbilder. Der Reinraum-Log sowie der Log der Kalibrierparameter sind unsystematisch und enthalten lediglich Werte, die bestimmten Zeitpunkten (Zeit und Datum) zugeordnet werden können.

Um die innere Struktur für die Datenbank abschließend festzulegen, werden die Hauptanforderungen und Hauptanfragen an die Datenbank definiert. Zunächst wird die Datenbank entsprechend den einzelnen Teilprozessen abgefragt. Zudem wird sie die Möglichkeit der Nachverfolgung bestimmter Bauteile unterstützen. Die zentrale Strukturierung der Roboter-Log-Datei basiert auf der Struktur des abzubildenden

Fertigungsprozesses. Die Hauptstruktur wird anhand der Bauteile (Bauteilname beziehungsweise -nummer) erstellt. Es entsteht eine hierarchische Datenstruktur, bei der ein Datensatz genau einen Vorgänger hat, mit Ausnahme der Wurzel. Zudem ist es möglich, einzelne Fertigungsteilprozesse separat abzufragen. Ein Nachteil dieser Struktur ist, dass die zeitliche Veränderung von Messwerten nur auszuwerten ist, wenn jeder Ast bis zum Typ Messwert durchlaufen wird. Dies führt zu einem erhöhten Zeitbedarf für die Datenauswertung.

Neben den durch die Sensoren erfassbaren Prozessgrößen können zahlreiche Hilfsgrößen abgeleitet werden. Für die Aufgabe der Montage eines Bauteils A auf ein anderes Bauteil B können etwa 100 Prozessgrößen erfasst werden. Diese Anzahl der Prozessgrößen wurde durch das Einlesen der Log-Dateien erfasst. Prozessgrößen sind beispielsweise Bauteilepositionen vor, während und nach dem Fügen (mit sechs Raumkoordinaten), Temperaturen, Luftfeuchtigkeit, Kraftverläufe, Kalibrierparameter, durchschnittlich Beleuchtung (Grauwerte), Bildverarbeitungshistogramme, Koeffizienten für das Maß der Bauteildetektion, Durchlaufzeiten oder Teilprozesszeiten. Äquivalent werden für die Montageaufgabe von mehreren Bauteilen A auf ein Bauteil B entsprechend mehr Prozessgrößen erfasst.

Die vielfältigen Log-Dateien bringen eine Vielzahl an unterschiedlichen Dateiformaten mit sich. Die Eingangsformate für unterschiedliche Analysesoftware sind ebenfalls vielfältig und variabel. Damit die entstehende Datenbank weiterhin mit den bisher genutzten Software-Versionen kompatibel ist, muss ein weitverbreitetes Datenformat gefunden werden. Ein solches Format ist beispielsweise eine SQL-Datenbank (Structured Query Language) oder die Nutzung einer *MatLab*-Datenstruktur.

Die Ausgabeformate der einzelnen anzubindenden Sensoren sind nicht entscheidend für die Auswahl der Datenbank, da die einzelnen Log-Dateien ohnehin in die Datenbank überführt werden müssen. Dennoch sollte bei möglichen Sensorerweiterungen darauf geachtet werden, dass keine weiteren zusätzlichen Formate integriert werden, um die Komplexität des Parsers (Programm als Übersetzer) nicht weiter zu steigern.

Bei der Nutzung einer relationalen Datenbank bietet sich SQL an [4]. Zwar sind einige SQL-Varianten verfügbar, doch hat sich SQL als Datenbank durchgesetzt und bewährt. Google und Amazon nutzen aufgrund ihrer hohen Dynamikanforderungen und angesichts der Flexibilität von Datenanfragen weniger strukturierte Datenbanksystem wie etwa Key-Value-Stores. Dabei werden Informationen mit einem Schlüsselbegriff unstrukturiert abgelegt [25].

Als Alternative wird die Datenbank, die durch den Parser erzeugt wird, auch als *MatLab*-Struktur abgebildet. Die innere Struktur dieser Datenbank ist identisch mit jener der SQL-Datenbank. Ein Nachteil ist jedoch, dass es nicht einfach möglich ist, in der *MatLab*-Datenstruktur nach Attributen zu suchen. Ein wesentlicher Vorteil besteht darin, dass *MatLab* viele Methoden zur Datenverarbeitung und Analyse bereitstellt. So kann die in *MatLab* erstellte Datenbank direkt weiterverarbeitet werden.

Eine Übertragbarkeit der vorgestellten Datenstruktur auf einen anderen Fertigungsprozess ist, soweit dieser nicht zu stark abweicht, ohne weiteres möglich. Die Eignung der gewählten Datenbankstruktur wurde für zwei unterschiedliche Montageszenarien bewertet.

4.2.3 Informationsextraktion

Im vorangegangenen Abschnitt wurde beschrieben, wie die Struktur für die genutzte Datenbank festgelegt wird. In diesem Abschnitt wird auf die Informationsextraktion aus den unterschiedlichen Datenquellen eingegangen.

Für eine Informationsextraktion aus Prozessdaten besteht die Möglichkeit des Reverse Engineering (Rückwärtsentwicklung) und des Verfahrens der gezielten Wissensextraktion aus vorhandenen Log-Files [24]. Reverse Engineering bedeutet, dass mittels vorhandener Strukturen, hier anhand des Quellcodes des Roboters, die Informationsextraktion angepasst wird. Dabei kann eine optimierte Datenausgabe erfolgen, die bereits an die Zieldatenbankstruktur angepasst ist. Reverse Engineering bietet sich dann an, wenn Zugriff auf den Quellcode besteht, der die zu nutzenden Log-Files generiert. Dabei ist es erforderlich, diesen Quellcode zu analysieren und gegebenenfalls anzupassen. Ist der Quellcode nicht anpassbar oder bereits vollständig umgesetzt, kann das Verfahren der gezielten Informationsextraktion genutzt werden, um den Programmieraufwand zu reduzieren. Es handelt sich um ein Verfahren, das auf der Basis gelernter Suchbegriffe weitere Daten findet und diese entsprechend strukturiert ablegt. [93]

Eine große Anzahl an Log-Files, beispielsweise das Roboter-Log, in dem der größte Teil der Prozessdaten abgelegt ist, und das Reinraum-Log, liegt in Textform vor. Damit auch diese Form der Log-Files in eine Datenbank integriert werden kann, wird das Verfahren des Text-Parsings angewendet. Die Funktionalität des Text-Parsers wird durch gezieltes Festlegen und Finden von vordefinierten Attributen sichergestellt. Ein Attribut ist eine Eigenschaft, die einem Objekt zugeordnet wird. Beispielsweise wird dem Objekt Bauteilposition ein Zahlenformat und ein regulärer Ausdruck zugeordnet, mit dem der Parser die Bauteilposition als solche im Log-File erkennen kann. Mithilfe der Attribute wird dem Parser die Zuordnung zwischen den Log-Daten und deren Bedeutung ermöglicht. Auf diese Weise können die Daten in der Datenbank abgelegt werden. Die erforderlichen Attribute werden händisch festgelegt und in einer Tabelle gespeichert. Diese Tabelle kann bei einer Veränderung der Log-Strukturen durch den Nutzer angepasst werden.

Das eigentliche Parser-Modul ist in *MatLab* programmiert. Die Parserfunktionalität wird in Abbildung 4.4 gezeigt. Das Parser-Modul liest sowohl die Log-Dateien wie auch die Attributspezifikation ein. Daraus erstellt das Parser-Modul dann mithilfe der Attributspezifikationen die resultierende Datenbank. Innerhalb der Attributspezifikationen sind Informationen zum Datentyp, zur Schreibweise oder zur Größe der Attribute hinterlegt. Die Attributspezifikation in Tabellenform ist notwendig, damit dem Parser nachträglich neue Attribute hinzugefügt werden können.

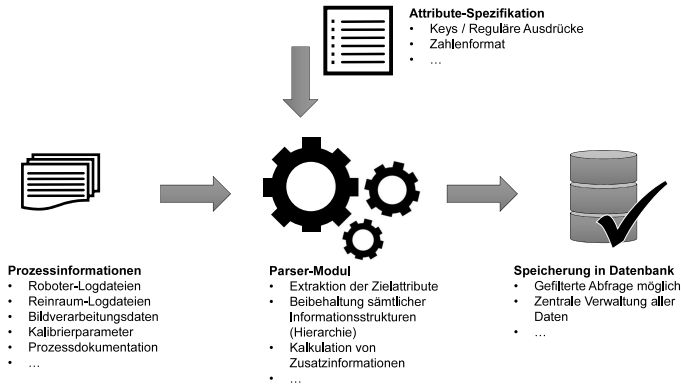


Abbildung 4.4: Ablauf der Aufgabe des verwendeten Parsers

Die Attributspezifikation wurde in einer beispielsweise mit *Excel* generierten Tabelle abgelegt. Anschließend wird die erhaltene Datenstruktur in eine SQL-Datenbank überführt. Für die Umsetzung der Datenbank wurde *mySql* genutzt, das die Filterung und Verwaltung der Daten ermöglicht. Eine SQL-Datenbank ermöglicht es, mittels einfacher Algorithmik verschiedene Datenfiles miteinander zu kombinieren. Dabei lassen sich durch den Vergleich von Datenelementen der Datenstruktur Beziehungen zwischen denselben erstellen. Anschließend können Datenstrukturen und Zusammenhänge in der Datenbank abgebildet werden.

Die strukturierte Zuordnung von Komponenten zu einem Endprodukt lässt sich in einer Software wie *MatLab* anders als in einer SQL-Datenbank in der Datenstruktur „struct“ darstellen. Soll diese Struktur in *SQL* überführt werden, muss die Parent-Child-Methode angewandt werden. Dieses Verfahren ordnet jeder Variablen eine fortlaufende ID und die jeweilige Eltern-(Parent-)ID zu, um eine Rückverfolgbarkeit zu gewährleisten. So kann jederzeit ein Rückschluss auf die hinterlegte Datenstruktur erfolgen.

4.2.4 Sichten der Daten

Die Darstellung und das Sichten der Daten ermöglichen erste Erkenntnisse über die Datenqualität und die Datenplausibilität. Es kann eine erste Datenbewertung vorgenommen werden. Nachdem die Daten in eine Datenbank überführt wurden, erfolgt ihre Darstellung. Eine wesentliche Form der Datenvorverarbeitung besteht darin, die Daten verfügbar zu machen und in einem nutzbaren Format abzulegen.

Zunächst wird ein Großteil der Prozessparameter grafisch dargestellt. Ein Beispiel für eine erste Datendarstellung ist in Abbildung 4.5 zu sehen. Mithilfe einer

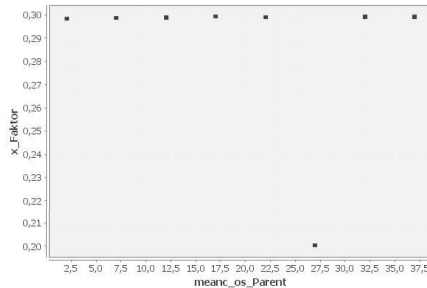


Abbildung 4.5: Erste Datendarstellung und Betrachtung (Kamerakalibrierparameter)

grafischen Darstellung fallen Ausreißer schnell ins Auge. Dadurch lassen sich interessante Datenbereiche identifizieren und für eine spätere Analyse markieren. Hier ist ein deutlicher Ausreißer innerhalb der Kamerakalibrierung dargestellt, dessen mögliche Bedeutung im späteren Teil der Arbeit näher zu untersuchen ist. Im Abschnitt [5.2.2.2 Kameraparameter](#) auf Seite [106](#) erfolgt diese Analyse. Innerhalb dieses Schritts des Sichtens der Daten zeigt sich, welche Parameter für eine weitere Betrachtung interessant sind. Daraus ergibt sich die erste Grundlage für eine Modellgenerierung.

4.3 Aufteilen in Datenbereiche – Das Prozessmodell

Um die Komplexität des Prozesses mithilfe von kleinen Datenbasen abbilden zu können, ist die Gliederung des Produktionsprozesses in kleine Teilprozesse hilfreich. Es bietet sich an, die verfügbaren Daten zu betrachten und in eine inhaltliche Struktur aufzuteilen. Es erfolgt die Vorbereitung für Prozessschritt 2 „Aufteilen in Teilmodule“ aus Abbildung [4.1](#). Dabei können Daten auf der Basis ihrer Herkunft verschiedenen Gruppen zugeordnet werden. Die Datenherkunft ist in Abbildung [4.2](#) dargestellt.

Werden die in Abschnitt [4.2](#) aufgeführten Daten betrachtet, lässt sich erkennen, dass im Wesentlichen Daten aus vier Bereichen vorliegen. Hierzu gehören die Datengruppen, die in Abbildung [4.6](#) zu sehen sind:

- Produkt
- Prozess
- Umgebung
- Maschine

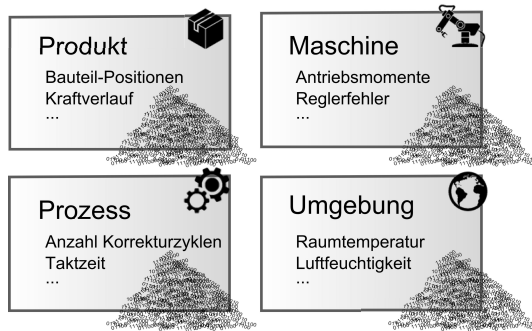


Abbildung 4.6: Datengruppen der verschiedenen im Fertigungsprozess verfügbaren Daten

Ein Großteil der Daten wird im eigentlichen *Fertigungsprozess* erzeugt. Der *Maschine*, dem *Produkt* und der *Umgebung* können ebenfalls Daten zugeordnet werden. Mit Daten, die der *Maschine* zugeordnet werden können, werden alle Parameter beschrieben, die für die Positionierung oder den Zustand der Maschine entscheidende Informationen enthalten. Darin sind alle Parameter enthalten, die für die vorausschauende Wartung (siehe Abschnitt 2.3) der Maschine entscheidend sind. Auch Reglerfehler oder Auffälligkeiten im Maschinenverhalten sind an dieser Stelle zu finden.

Dem *Produkt* können alle Parameter, die die Eigenschaft des Produkts beschreiben, zugeordnet werden. Beispielsweise sind dies Haupt- und Nebenmaße, Oberflächenbeschaffenheiten oder funktionsbezogene Eigenschaften. Es kommt zu einer Überschneidung mit Daten, die im Fertigungsprozess entstehen, jedoch direkt dem Produkt zugeordnet werden können. Zudem wird eine Systemgrenze gezogen, da Vorgängerprozesse, die in dieser Arbeit nicht betrachtet werden, sich nun in den Toleranzen des Bauteils wiederfinden.

Die *Umgebung* beschreibt alle physikalischen Einflüsse auf das Montagesystem. Darunter fallen Einflüsse durch den Bediener, aber auch Parameter, die die Umgebung beschreiben, wie Lufttemperatur, Luftfeuchtigkeit oder die Beleuchtungssituation. Auch Störeinflüsse durch andere Maschinen, zum Beispiel Vibrationen, werden der Umgebung zugeordnet. Für die Definition der Größen, die in den Bereich der Maschine zuzuordnen sind, wird eine weitere räumliche Systemgrenze gezogen. Da innerhalb eines abgeschlossenen (Rein-)Raums gearbeitet wird, können die Umgebungseinflüsse im Wesentlichen auf den Bediener, Schwingungen durch andere Maschinen sowie die Temperatur und die Luftfeuchtigkeit eingeschränkt werden.

Die Daten, die durch die in der Fertigung erfolgten Prozesse anfallen, werden der Datengruppe *Prozess* zugeordnet. Hierzu zählen alle *prozessspezifischen* Daten wie beispielsweise die Anzahl der Korrekturzyklen, die von dem Montagesystem durchgeführt werden, verwendete Prozessparameter, Taktzeiten, konkrete Messwerte und viele mehr.

Aus den vier eingeführten Datengruppen *Prozess*, *Maschine*, *Produkt* und *Umgebung* wird in Abschnitt 5.1 ein Prozessmodell aufgebaut. Dabei werden die mit den Datengruppen eingeführten Kategorien entsprechend auf die Prozessuntergliederung in Teilprozesse angewendet.

4.4 Systematik zur Messpunktidentifizierung

Nachdem eine erste Datenbasis zur Verfügung steht, die bereits in Datenbereiche aufgeteilt ist, wird der Fertigungsprozess im Hinblick auf mögliche Einflussgrößen für Montagequalitäten und Bauteiltoleranzen analysiert. Die Analyse erfolgt, um festlegen zu können, welche Sensoren zur Prozessbeschreibung erforderlich sind. Resultierend aus der Sensorauswahl wird anschließend die Datenbank aufgezeichnet. Für die Einflussgrößenbetrachtung hat Schöttler [112] eine Aufstellung möglicher Einflussgrößen für die Mikromontage vorgenommen. Es bestehen Einflüsse auf die Bauteilendqualität (Positioniergenauigkeit der Fügepartner zueinander) durch:

1. Bauteiltoleranzen
2. das Positioniersystem
3. die Greiftechnologie
4. Sensoren/Messsysteme
5. Umgebungseinflüsse
6. die Ausrichtung des Montageplatzes
7. Fügetechnologien

Diese Einflussfaktoren können für die Präzisionsmontage adaptiert werden. Generell können die Fehlereinflussgrößen, wie bereits die Datenbereiche, in die vier Gruppen *Produkt*, *Maschine*, *Prozess* und *Umgebung* aufgeteilt werden. Dabei bildet die erste Einflussgröße den Bereich *Produkt*, die Punkte zwei bis vier bilden den Bereich *Maschine*, der fünfte Punkt den Bereich *Umgebung* und der sechste und siebte Punkt sowie das Zusammenspiel aller Punkte den Bereich *Prozess* ab. Finden viele manuelle Tätigkeiten im Prozess statt, kann von dem Teilbereich *Umgebung* zusätzlich der Bereich *Bediener* abgespalten werden. Die Fehlereinflussgrößen werden in einem Ishikawa-Diagramm (vgl. Abbildung 4.7) zusammenfassend dargestellt, um einen besseren Überblick zu erhalten.

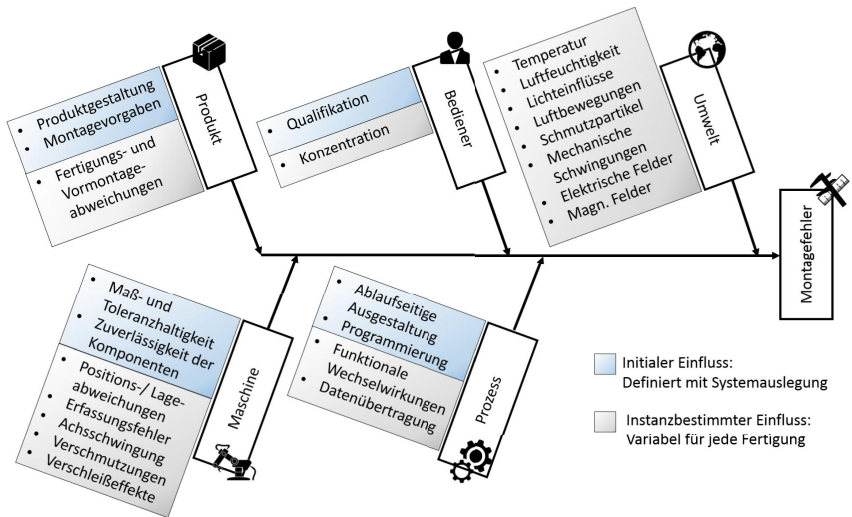


Abbildung 4.7: Ishikawa-Diagramm zur Darstellung von Fehlereinflussgrößen

Unterstützt durch die Darstellung im Ishikawa-Diagramm können die einzelnen Einflussfaktoren auf den Zielparameter Montagefehler übersichtlich dargestellt werden. Der Montagefehler ist die Invertierung der Montagegenauigkeit. Dabei kann zudem die Unterscheidung zwischen initialen Einflüssen, Einflüssen, die bereits bei der Systemerstellung beziehungsweise Auslegung entstehen, und solchen, die variabel, also instanzbestimmt in jeder Fertigung neu und differierend auftreten, getroffen werden. Auf die initialen Fehlereinflüsse kann in einer bestehenden Fertigung nur eingeschränkt Einfluss genommen werden, da diese bereits beim Aufbau des Fertigungssystems entstanden sind. Instanzbestimmte Einflüsse können hingegen als Analysegrundlage für Prozessveränderungen genutzt werden. Zur Störungsvorhersage wird der Fokus auf den instanzbestimmten Einflüssen liegen.

Um eine Methodik zum Identifizieren von Messpunkten beziehungsweise Messorten zu finden und damit eine Methodik des Prozessgrößenerfassens festzulegen, wird eine Aufstellung der Fehlereinflussgrößen benötigt. Eine erste Aufstellung an wichtigsten Fehlereinflussgrößen ist im Ishikawa-Diagramm erfolgt. Der nächste Schritt ist eine detaillierte Analyse der Fehlereinflussgrößen.

4.4.1 Korrelationen zwischen Fehlern und Sensorwerten

Um Störungen in einem Prozess vorhersagen zu können, müssen zugehörige Auffälligkeiten im Sensorsignal erfasst werden. Hierfür ist es notwendig, eine geeignete Sensorik zu wählen, die Prozessparameter aufzeichnet. Für die Beurteilung, welche

Sensorik geeignet ist, werden Fehlerzusammenhänge untersucht, um festzustellen, welche Einflüsse starke Auswirkungen auf das System besitzen. Dies bildet den Prozessschritt 3 „Sensoridentifizierung“ und 4 „Korrelation Störung – Sensorwerte“ aus Abbildung 4.1. Bevor die Korrelationen bestimmt werden können, müssen die Einflussgrößen festgelegt werden. Erst nach der Korrelationsanalyse der Einflussgrößen kann wie in Abschnitt 3.1 beschrieben die finale Sensorauswahl erfolgen.

Für die Analyse der Prozesseinflüsse wird eine Fehlereinflussanalyse genutzt. Zunächst wird eine detaillierte Aufstellung erstellt, in der Parameter, die Prozessstörungen hervorrufen können, gelistet sind. Zudem wird bewertet, welche Fehler welchen Einfluss auf die Produktendqualität haben. Ist eine solche Aufstellung verfügbar, können die Fehler mit dem größten Einfluss auf die Endqualität näher betrachtet werden. Hierbei gilt es festzulegen, mit welchem Sensor und welchem Messverfahren ein solcher Fehler gefunden werden kann. Schließlich sollen die Fehler mit dem größten Einfluss auf die Produktqualität gefunden und vermieden werden. Für die Erkennung dieser Fehler im Prozess werden im Kapitel 5 **prozessorientierte Datensegmentierung und Modellierung** entsprechende Modelle aufgestellt und qualifiziert.

Expertenwissen zur Fehlerabschätzung

Die Haupteinflussfaktoren sind in Abschnitt 4.4 nach Schöttler [112] aufgestellt worden. Begonnen wird mit der *Bauteiltoleranz*. Bauteiltoleranzen sind maßgeblich für die Endqualität, da Fehler, die an dieser Stelle entstehen, kaum ausgeglichen werden können. In einem gewissen Maße kann durch eine Umpositionierung der Teile zueinander gegebenenfalls die Funktionalität der Baugruppe aufrechterhalten werden, jedoch bleiben die Maßabweichungen bestehen. Die Bauteiltoleranz hat zudem Auswirkungen auf alle folgenden Prozessschritte, da die Merkmalerkennung die Grundlage für die Positionserfassung durch den Roboter bildet und entstandene Module mit falschen Abmaßen möglicherweise nicht weiterverarbeitet werden können. Erkannt werden kann die Bauteiltoleranz beispielsweise in der Eingangskontrolle oder in Vermessprozessen.

Das *Positioniersystem* hat großen Einfluss auf die Endposition der Bauteile. Fehlereinflüsse im Positioniersystem zu erkennen, ist komplex. Häufig ist eine ausgebliebene Wartung des Systems die Ursache für Fehler. Jedoch kann initial eine nicht optimale Auswahl des Positioniersystems Fehler auslösen. Da diese Arbeit sich mit Optimierungen von existierenden Prozessen befasst, wird nicht näher auf die richtige Wahl von Hardware (wie z. B. Positioniersystemen) eingegangen.

Der Prozess des *Greifens* manipuliert die Lage des Werkstücks. Hier kann es zu Fehlern in der Bauteilpositionierung kommen. Während des Greifens, bei der Handhabung, tritt der Greifer mit den Bauteilen in Kontakt und kann so Beschädigungen hervorrufen. Greiferfehler und Ungenauigkeiten können oft nur optisch oder bei späteren Funktionstests der Bauteile erkannt werden.

Sensoren liefern Lageinformationen zu den einzelnen Objekten. Somit haben sie Einfluss auf die Bauteil-Endposition, da Fehler in der Vermessung zu falschen Positionen (Objekte werden an einem falschen Ort angenommen) oder Beschädigungen der Bauteile führen. Teilweise können sich Sensorfehler ausgleichen, so beispielsweise wenn ein Sensor-Offset oder Kalibrierfehler vorliegt und alle zu handhabenden Objekte mit dem gleichen Sensor vermessen wurden. Aus diesem Grund fallen Sensorfehler nicht zwangsläufig auf. Eine Möglichkeit, sie sicher zu detektieren, ist eine Redundanz im Sensorsystem. Auffälligkeiten in Sensormesswerten können nur ein Indiz für Sensorstörungen sein.

Umgebungseinflüsse haben indirekten Einfluss auf das Montageergebnis, da sie zu nicht konstanten Bedingungen führen. Erkennbar werden sie oft nur durch eine entsprechende Zusatzsensorik. Wird der Prozess beispielsweise in einem gekapselten Reinraum durchgeführt, was bei Präzisionsmontageprozessen oft der Fall ist, sind entsprechende Sensoren verfügbar. Die Kapselung sorgt für konstante Lichtverhältnisse.

Die *Ausrichtung des Montageplatzes* ist technisch eine Erweiterung des Positioniersystems (siehe Kapitel 3.2). Deshalb können dieselben Parameter wie für das Positioniersystem genutzt werden.

Die letzte Gruppe der Fehlereinflussgrößen bildet die *Fügetechnologie*. Die Fehler in dieser Gruppe sind abhängig vom eingesetzten Verfahren. In der Präzisionsmontage findet Kleben häufig Anwendung, da dabei ein geringer Wärmeeintrag erfolgt. Wird der Prozess des Klebens detaillierter betrachtet, so ergeben sich zentrale Einflussfaktoren wie Bauteiloberflächenqualität, Verpackungsrückstände, Feuchtigkeit, Auswahl des richtigen Klebstoffs, fachgerechte Vorbereitung und Auftrag des Klebstoffs, rechtzeitiges Abbinden und Trocknen des Klebstoffs und einige weitere [52]. Dies ist ein komplexer Prozess, der maßgeblich über die Verbindung der Fügepartner zueinander entscheidet. Im Fügeprozess entstandene Fehler können nur schwer erkannt werden. Abschließend sind die Fehlereinflussgrößen mit ihrem Einfluss auf die Prozesse sowie mögliche Erkennparameter in Tabelle 4.1 gelistet. Um möglichst alle Fehlereinflussfaktoren spezifizieren und erfassen zu können, ist es sinnvoll, zu Beginn mit Experten des Prozesses ein Brainstorming durchzuführen. So können alle wesentlichen Fehlertypen aufgegriffen und gelistet werden. Abbildung 4.8 zeigt eine Aufstellung möglicher Fehler, die in einer solchen Auflistung genannt werden könnten. Dabei wurde eine erste Gruppierung der Einflussgrößen nach dem Vorbild der Tabelle 4.1 vorgenommen.

Fehlereinflüsse	Einfluss auf:	Erkennbar durch:
Bauteiltoleranzen	Alle Folgeprozesse	Eingangskontrolle, Vermessprozesse
Positioniersystem	Bauteilpositionierung, Messwerte des Positioniersystems, Bauteilbeschädigungen möglich	Achsenpositionierverhalten, ggf. Vermessprozesse
Greifer	Bauteil greifen u. setzen (positionieren), Bauteilbeschädigungen möglich	Optische Kontrolle, Kraftmessung (greifen/setzen), Funktionskontrolle der Bauteile
Sensoren	Vermessprozesse, Bauteilendposition	Auffälligkeiten der Sensorwerte
Umgebung	Positioniersystem, Bauteile, Vermessung	Sensor: Raumtemperatur, Luftfeuchtigkeit, ggf. Bediener
Ausrichtung Montageplatz	Bauteilpositionierung, Messwerte des Positioniersystems, Bauteilbeschädigungen möglich	Achsenpositionierverhalten, ggf. Vermessprozesse
Fügetechnologien	Verbindung der Fügepartner	Optische Kontrolle, Überwachung der Klebkräfte

Tabelle 4.1: Fehlereinflussfaktoren mit Bezug auf ihre Erkennbarkeit und die zugehörigen Prozesse

Vakuumgreifer	ID	Positionierung	BV	24	Messpunkt nicht im Messbereich		ID	Bauteil
	1	Abweichung der Endposition		25	Unterbelichtung		48	Maßabweichung
	2	Offset-Fehler		26	Überbelichtung		49	Materialabweichung
	3	Achse schwingt		27	Reflexionen		50	Falsches Bauteil verbaut
	4	Erhöhter Achsverschleiß		28	Speicherproblem		51	Bauteil verunreinigt
	5	Reglerabweichung		29	Unschärfe		52	Bauteil beschädigt
	ID	Endeffektoren		30	Optische Verzerrung		ID	Zuführung
	6	Bauteil nicht gegriffen		31	Bildrauschen		53	Abweichung der Zuführposition
	7	Bauteil verschoben gegriffen		32	Linse verschmutzt		54	Vakuum Halterung nicht aktiviert
	8	Ansaugkraft zu hoch		33	Falsche Kalibrierparameter		55	Verschmutzte Werkstückhalterung
IPLS	9	Ansaugkraft zu gering	ID Operator	34	Operator stößt an System	ID Zusatzfunktionen	56	180° Drehung des Bauteils
	10	Verunreinigter Greifer		35	Operator verunreinigt		57	Klebeverbindung nicht ausreichend fest
	ID	Sensorsysteme		36	Start falscher Montagefunktion		58	Klebstoffmenge zu hoch
	11	Fehlerhafter Wert ermittelt		37	Operator vergisst Montageschritt		59	Klebstoffmenge zu niedrig
	12	Kein Wert ermittelt		38	Zu hohe manuelle Kräfteinwirkung		60	Feuchtigkeit an Klebstoff
	13	Verschobene Laserhalterung		39	Operator lässt Bauteil fallen		61	Falscher Klebstoff
	14	Messachse schwingt		40	Unachtsamkeit		62	Verschmutzte Klebestellen
	15	Messpunkt nicht im Messbereich		ID	Umwelt		63	Falsche Klebstoffposition
	16	Laserstrahl streut		41	Mechanische Schwingungen	UV-Belichtung	64	Belichtungszeit zu kurz
	17	Signalrauschen		42	Temperaturschwankungen		65	Frühzeitiges Abbinden
BV	18	Abdeckglas verschmutzt	ID Umwelt	43	Partikeleinflüsse		66	UV-Leiter nicht richtig ausgerichtet
	19	Falscher Betriebsmodus		44	Luftfeuchtigkeitschwankungen		67	UV-Leiter geknickt
	20	Fehlerhafter Wert ermittelt		45	Elektromagnetische Felder			
	21	Kein Wert ermittelt		46	Wechselnde Lichteinflüsse			
	22	Verschobene Kamerahalterung		47	Intensive Luftbewegungen			
	23	Messachse schwingt						

Abbildung 4.8: Mögliche Fehlereinflussgrößen nach Brainstorming; blau markiert sind die Fehler, die direkt mit dem Fehler Abweichung der Endposition in Beziehung stehen

Zusammenhänge zwischen Fehlereinflussgrößen

Nachdem mögliche Fehlereinflussgrößen analysiert und gelistet wurden, gilt es, die Zusammenhänge zwischen einzelnen Fehlern zu betrachten. Anhand der beschriebenen Systemeinflüsse kann ein Fehler-Einfluss-Diagramm gezeichnet werden. Es ist in Abbildung A.1 dargestellt (nach [53] und [31]). Ein solches Fehler-Einfluss-Analyse-Diagramm greift die Darstellungsweise eines Ishikawa-Diagramms auf, erhöht jedoch den Detaillierungsgrad und bildet so nicht nur einen schematischen, sondern einen spezifischen Prozess übersichtlich ab. Die dazugehörigen Tabellen, die eine Erläuterung der einzelnen Verknüpfungen aus der Abbildung liefern, sind in Tabelle A.3 bis A.5 aufgeführt. Hier werden mögliche Wartungshinweise gelistet. Die Ergebnisse, die in den zuvor aufgeführten Tabellen zu finden sind, konnten aus Expertenbefragungen gewonnen werden. An den Knotenpunkten in Abbildung A.1 besteht jeweils eine Beziehung zwischen den einzelnen Fehlertypen beziehungsweise zu folgenden Prozessschritten. Die Darstellung im Fehlereinflussdreieck bietet einen schnellen Einblick in Systemfehler und deren Abhängigkeiten. Zudem sind an den Knotenpunkten Zahlen hinterlegt. Diese Zahlen geben einen Hinweis auf mögliche Handlungen, die im Fehlerfall vom Operator durchzuführen sind. Diese Wartungshinweise beziehungsweise Handlungsanweisungen bilden für die spätere Modellbildung von Submodulen (siehe 5 prozessorientierte Datensegmentierung und Modellierung) eine erste wichtige Grundlage.

Um gelisteten Fehlern eine Gewichtung geben zu können, ist es erforderlich, deren Einfluss auf den Prozess zu beurteilen. Hierzu ist es nicht nur hilfreich, die jeweiligen Abhängigkeiten der Fehler untereinander zu kennen, sondern auch die Abhängigkeit des Endprodukts von den zuvor erfolgten Fehlern. Eine Möglichkeit ist die Prozessanalyse. Dabei werden alle Fehler im Prozess erfasst und deren späterer Einfluss wird gelistet. Soll jedoch bereits vor der Prozessdurchführung eine Abschätzung der Fehlereinflüsse erfolgen, ist die beschriebene Vorgehensweise nicht zielführend. Hierfür eignet sich die Erstellung eines Fehlerrankings. Dafür soll nachfolgend die Ersatz-RPZ (Risiko-Prioritäts-Zahl) eingeführt werden.

Abschätzung der Fehlerhäufigkeit und Bedeutung

Wie in Abschnitt 4.4.1 beschrieben, ist es oft von Interesse, bereits vor der Prozessdurchführung mögliche Fehler und deren Prozesseinfluss abschätzen zu können. Zur Analyse von Prozesseinflüssen zum Zwecke der Qualitätssicherung gibt es nach [97] die Möglichkeit der FMEA und die der QFD-Methode (Quality Function Deployment). Die FMEA analysiert Fehlereinflüsse und wurde mit Blick auf den Stand der Technik in Abschnitt 2.4 eingeführt. Die QFD-Methode geht deutlich stärker auf die Produktplanung ein, die an dieser Stelle nicht von Interesse ist, da bestehende Fehlereinflüsse abzuschätzen sind. Weitere Möglichkeiten sind ein Vorgehen nach der VDI-Norm 2225 [128] und eine Nutzwertanalyse. Der Vorteil der Nutzwertanalyse liegt darin, dass die Punkteskala eine höhere Auflösung liefert (0 bis

10 Punkte statt 0 bis 4 Punkte bei der **FMEA**) und dass generell Gewichtungsfaktoren vorgesehen sind. Die höhere Auflösung der Punkteskala liefert jedoch nur eine Scheingenauigkeit, da die Bewertung letztendlich qualitativ durch den Experten erfolgt. Ein Gewichtungsfaktor wird nicht benötigt, da das Auftreten, die Häufigkeit und die Entdeckbarkeit von Fehlern gleich zu gewichten sind.

An dieser Stelle fällt die Entscheidung zugunsten der Anpassung einer **FMEA**-Methode mit anschließender Nutzwertberechnung der ausgewählten Sensorik. Für die Bestimmung des Nutzens eines Sensors wird die Ersatz-**RPZ** eingeführt. Hierbei handelt es sich um eine Kennzahl, die den Einfluss einer Störung auf den Prozess bewertet. Die Ersatz-**RPZ** ermöglicht es, mithilfe von Expertenwissen eine objektivere Fehlerbewertung zu erstellen. Zunächst werden, wie bei einer **FMEA**, die drei Hauptfaktoren Fehlerhäufigkeit **H**, Fehlerbedeutung **B** und Fehlerentdeckungswahrscheinlichkeit **E** definiert. Das daraus resultierende Produkt, die Ersatz-**RPZ**, gibt dann ein Ranking der Prozessfehler zueinander aus (siehe Gleichung 4.1). Hierbei steht f für die einzelnen Fehlermöglichkeiten. Wie sich die einzelnen enthaltenen Faktoren (H , B , E) ermitteln lassen, wird in den folgenden Abschnitten erläutert.

$$RPZ(f) = H(f) \cdot B(f) \cdot E(f) \quad (4.1)$$

Mit dem resultierenden Ranking ist es möglich, Sensoren, die ein frühzeitiges Erfassen genau dieser Fehler unterstützen, auszuwählen und in den Prozess zu integrieren. Auf diese Weise kann der Prozess stabilisiert werden.

Um Fehlerabhängigkeiten zu analysieren, werden bei diesem Ansatz alle möglichen Fehler in einer Adjazenzmatrix einander gegenübergestellt. Es besteht eine sehr detaillierte Möglichkeit, alle Fehlereinflüsse direkt miteinander zu vergleichen. Ausführliche Tabellen, die der Adjazenzmatrix zugrunde liegen, sind in Anhang A.1.3 beigelegt. Inhaltlich erfolgt ein sehr ähnliches Vorgehen wie bei der Fehlereinflussanalyse, wobei der Schwerpunkt auf der Erkennung der Fehlerabhängigkeiten liegt. Aus der erstellten Adjazenzmatrix kann durch Zeilensummation der Zeile j für jeden Fehler der erste Faktor *Häufigkeit* gebildet werden.

$$H(f = j) = \sum_{i=1}^n \underline{Adj}(i, j) \quad (4.2)$$

Hierbei bedeuten in Gleichung 4.2:

H	<i>Häufigkeit des Fehlerauftretens</i>
f	<i>einzelner Fehler</i>
<u>Adj</u>	<i>Adjazenzmatrix</i>

Die Gleichung 4.2 gibt die Anzahl der direkt verknüpften Fehler pro betrachtetem Fehler wieder. Der erhaltene Wert wird anschließend auf der Skala von 0 bis 10 eingeordnet, um eine einheitliche Verrechnung mit den anderen Faktoren zu ermöglichen. Aus einer Adjazenzmatrix kann mit einem Visualisierungstool eine Netzwerkgrafik erstellt werden. In der Netzwerkgrafik ist es möglich, Abhängig-

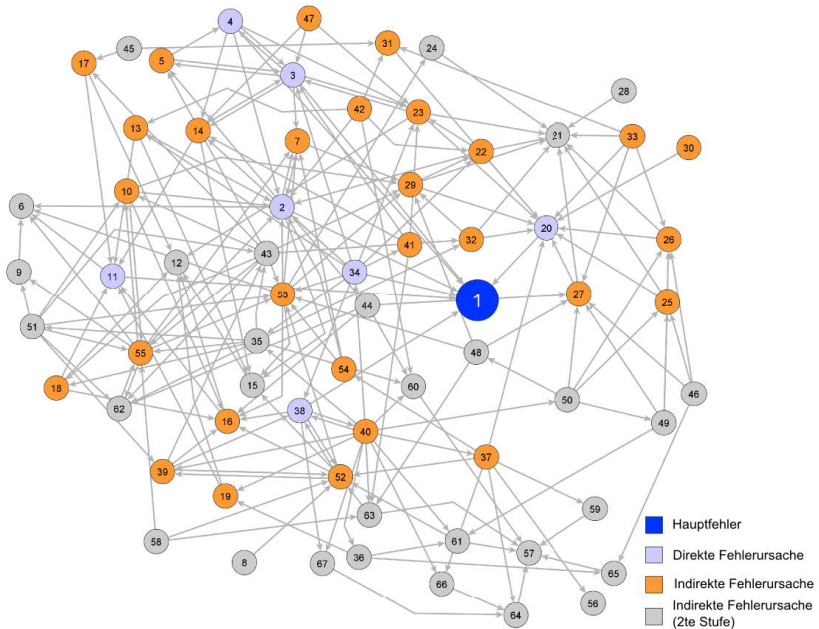


Abbildung 4.9: Fehlerabhängigkeit als gerichtetes Netzwerk

keiten grafisch und somit besser verständlich abzubilden. Die in Abbildung 4.9 dargestellten Zahlen in den einzelnen Knoten stellen die Nummern, die in der Aufstellung von Abbildung 4.8 eingeführt wurden, dar. Jeder Punkt repräsentiert einen Fehler. Das in Abbildung 4.9 dargestellte Netzwerk ist auf den Hauptfehler *Abweichung der Endposition (1)* (dunkelblau dargestellt) zugeschnitten. Dieser Fehler wurde als Zielwert definiert, da alle in diesem System durchgeführten Optimierungen das Hauptziel der Verbesserung der Montageendgenauigkeit verfolgen. Zudem sind die Fehler *Bauteil beschädigt (52)* und *Klebindeutung nicht stabil (57)* als weitere Hauptfehler markiert. Auch diese beiden Fehler führen zum Ausschuss der Baugruppe.

In Abbildung 4.9 sind zudem solche Fehlerursachen markiert, die direkten Einfluss auf den Hauptfehler haben. Indirekte Fehler haben nur über den Umweg der direkten Fehler Einfluss auf den Hauptfehler, indirekte Fehler zweiter Stufe nur über weitere indirekte Fehler. Es ergeben sich unterschiedliche Fehlerebenen.

Aus dieser Grafik ergibt sich die *Fehlerbedeutung*. Sie lässt sich durch die verschiedenen verwendeten Fehlerebenen errechnen. Dabei werden verschiedene Ge-

wichtungsfaktoren für Fehler unterschiedlicher Ebenen gebildet. Je näher ein Fehler an einem der definierten Hauptfehler liegt (beispielsweise ist er der direkte Vorgänger), desto größer ist der erreichte Gewichtungsfaktor. Auch die auf diese Weise erhaltenen Gewichtungsfaktoren werden anschließend auf die Skala von 0 bis 10 normiert.

$$B(f) = \begin{cases} G_4 & \text{wenn } f = F_H \\ G_3 & \text{wenn } f = F(F_H) \\ G_2 & \text{wenn } f = F(F(F_H)) \\ G_1 & \text{wenn } f = F(F(F(F_H))) \\ G_0 & \text{sonst, wobei } G_4 > G_0 \end{cases} \quad (4.3)$$

Hierbei bedeuten in Gleichung 4.3:

B	<i>Bedeutung des Fehler</i>
f	<i>einzelner Fehler</i>
G_0, \dots, G_4	<i>Gewichtungsfaktor des Fehler</i>
F_H	<i>Hauptfehler</i>
$F(F_H)$	<i>nächst höhere Fehlerebenen</i>

In Abbildung 4.9 ist eine komplexe Verknüpfung der einzelnen Parameter ersichtlich. Schnell wird erkennbar, dass es bereits sieben direkte Einflussgrößen auf den Hauptfehler *Abweichung der Endposition* gibt. Mit den indirekten Fehlern erster Stufe sind es 52 Fehlerursachen. Insgesamt wurden 67 Fehlergrößen im Brainstorming ermittelt. Eine solche Fehlerkomplexität ist in einer beliebig tiefen Detaillierung oft schwer systematisch darzustellen [94]. Zudem ist eine solche Aufstellung niemals vollständig und sollte bei neu auftretenden Fehlern erweitert werden.

4.4.2 Festlegen der auszuwertenden Sensoren im Prozess

Im vorigen Abschnitt wurde beschrieben, wie Fehler aufgrund ihrer Auftrittshäufigkeit und ihrer Bedeutung für den Prozess klassifiziert werden können. Um eine Ersatz-RPZ bestimmen zu können, fehlt der Faktor Fehlerentdeckungswahrscheinlichkeit. Um ihn zu bestimmen, ist es erforderlich, eine Beziehung zwischen Sensoren und damit detektierbaren Fehlern zu erstellen. Dieser Zusammenhang wird im Folgenden erläutert. Mit der Ermittlung des Zusammenhangs zwischen den Sensoren und damit detektierbaren Fehlern wird der Schritt 4 „Korrelation Störung Sensorwerte“ aus Abbildung 4.1 abgeschlossen.

Fehlerdetektierbarkeiten mit vorhandener Sensorik

Um bestimmen zu können, welche Sensorik im Prozess erforderlich ist, werden mehrere Methodiken der Entscheidungsfindung betrachtet. Nach Reichel [96] kommen an dieser Stelle verschiedene Auswahlverfahren infrage. Dazu zählen das kriterienbasierte Auswahlverfahren, die Gewichtete-Punkte-Bewertungen, die Nutzwert-

analyse, der paarweise Vergleich und das Rangfolgeverfahren. Da es sich bei der vorliegenden Sensorauswahl um eine auf dem Kriterium der Detektierbarkeit von Fehlerzuständen basierende Auswahl handelt, somit im Wesentlichen verschiedene Sensoren in Bezug auf Fehlerzustände zu bewerten sind, wird die Methode des paarweisen Vergleichs mit anschließender Rangfolgebildung gewählt. Die übrigen Verfahren eignen sich in besonderem Maße für die gewichtete Bewertung von mehreren Kriterien. An dieser Stelle soll keine gewichtete Bewertung mehrerer Kriterien erfolgen, da eine Gewichtung nur subjektiv erfolgen kann, das Ziel hier aber eine möglichst objektive Sensorauswahl ist.

Im vorangegangenen Abschnitt erfolgte eine Analyse, welche Fehlertypen welche Einflüsse aufeinander haben. In einer ähnlichen Weise können die verfügbaren Sensoren diesen Fehlertypen zugeordnet werden. Es wird eine Detektionsmatrix erstellt. Im Anhang finden sich hierzu ausführliche Matrizen (siehe Abschnitt A.1.4). Das Ergebnis dieser Gegenüberstellung ist in Tabelle 4.2 dargestellt. Eindeutig detektierbare Fehler sind in der Matrix in Abbildung A.1.4 mit einem ■ markiert. Eingeschränkt detektierbare Fehler (diese sind mit □ markiert) sind solche, die zwar potenziell mithilfe des Sensorwertes erkannt werden können, deren Ursache in der Sensorwerteabweichung jedoch auch andere Ursachen haben kann. Solche Sensorwerteabweichungen werden später mit zusätzlichen Informationen detailliert spezifiziert. Alle für die Erfassung von Roboterpositionen eingeführten Basisgrößen sind in der vorliegenden Sensorintegration abgebildet. Die Positionssensoren bilden die Sensoren zur Positionserfassung von Roboter- oder Goniometerachsen. Über diese Sensoren können Bauteilpositionen nur eingeschränkt erfasst werden, da hauptsächlich die Maschinenpositionen abgebildet werden. Für die Erfassung der Bauteilpositionierung werden zusätzliche Sensoren verwendet.

Komponente ►	Roboter					Stage Träger	Stage Diode	LS	BV	GR	RR	EK	OP		
Basisgröße ►	Position in X	Position in Y	Position in Z	Winkel um Z	Temperatur	Winkel um X	Winkel um Y	Winkel um X	Winkel um Y	Ebenenlage	Kantenlage	Kraft in Z	Temperatur	Bauteillage	Kognitiv
Eindeutig detektierbar	0	0	0	0	0	0	0	0	0	4	4	0	1	1	20
Eingeschränkt detektierbar	1	1	1	1	0	1	1	1	1	1	2	2	0	0	25

Tabelle 4.2: Fehlerdetektierbarkeit mit vorhandener Sensorik
(LS = Laserscanner; BV = Bildverarbeitung; GR = Greifer;
RR = Reinraum; EK = Endkontrolle; OP = Operator)

Prozesseinfluss durch auftretende Fehler

Nachdem die Detektierbarkeit der Fehlerzustände bewertet wurde, wird nachfolgend die Bedeutung der Fehler für den Prozess ermittelt. Lässt sich die Sensorik mit den auftretenden Fehlern korrelieren, kann im nächsten Schritt die Fehlerbewertung erfolgen. Dabei kommt die bereits zuvor eingeführte Ersatz-RPZ zum Einsatz.

$$RPZ(f) = H(f) \cdot B(f) \cdot E(f) \quad (4.1)$$

Die Fehlerhäufigkeit wird durch einen Wert ersetzt, der die Fehlerauftretswahrscheinlichkeit beschreibt. Dafür wird die Zahl der jeweiligen Fehlereingangskanten gewählt. Fehler mit einer hohen Zahl an Eingangskanten haben eine hohe Zahl an möglichen Ursachen. Damit steigt die Wahrscheinlichkeit für das Auftreten des betrachteten Fehlers. Die Zahl der Eingangskanten kann Abbildung 4.9 (oder entsprechend durch Summation den Tabellen A.6 bis A.18 im Anhang) entnommen werden. Um die Zahl der Eingangskanten an die Systematik einer FMEA anzupassen, wird der Wert auf ein Intervall $[1, 10]$ skaliert.

Für die anschließende Bewertung der Fehlerbedeutung werden drei Hauptfehler definiert: *Abweichung von der Endposition (1)*, *Bauteil beschädigt (52)* und *Klebeverbindung nicht ausreichend fest (57)*. Dies ist für den Hauptfehler *Abweichung von der Endposition (1)* in Abbildung 4.9 zu sehen. Die weiteren Hauptfehler sind in der Abbildung 4.8 farblich hervorgehoben. Die Hauptfehler bekommen entsprechend den höchsten zugeordneten Wert (hier 4). Diese drei Fehler werden als Hauptfehler ausgewählt, da die Produktqualität bereits dann massiv gefährdet ist, wenn einer von ihnen auftritt. Sind sie definiert, kann das generierte Fehlernetzwerk ausgehend von ihnen in absteigender Fehlerrangfolge durchlaufen werden. Die Vorgängerebene der drei Hauptfehler, die eine Auswirkung auf einen der drei Hauptfehler haben, bekommt die nächstniedrigere Wertung (hier 3). So kann die gesamte Netzwerkstruktur durchlaufen werden, bis jedem Fehler eine Wertung zugeordnet wurde.

Als Nächstes wird die Entdeckungswahrscheinlichkeit bestimmt. Hierfür wird ein neuer paarweiser Vergleich der Fehlerbilder erstellt (siehe Kapitel A.1.5). Zunächst werden alle Fehler, die eindeutig detektierbar sind, miteinander verglichen. Es erfolgt ein Vergleich der senkrechten mit den waagerechten Parametern. Um eine Abstufung in die Bewertung zu bringen und die Subjektivität zu minimieren, wird bewertet, ob der betrachtete Fehlereintrag besser detektierbar ist als sein direkter Vergleichspartner. Ist dies der Fall, wird eine 2 eingetragen, ist dies nicht der Fall, eine 1. Liegt überhaupt keine Detektierbarkeit vor, entspricht dem eine 0. Auf diese Weise wird die direkte Detektionsmatrix gebildet, die sich im Anhang in Tabelle A.25 bis A.26 findet.

Dasselbe Vorgehen wird für die indirekt detektierbaren Fehler durchgeführt. Bei ihnen ist eine Zusatzinformation erforderlich, um eine sichere Detektion zu gewährleisten. Auch die indirekte Detektionsmatrix findet sich im Anhang. Um die Analyse zu vereinfachen, werden die Werte, die nicht in der direkten Detektionsmatrix oder in der indirekten Detektionsmatrix gelistet sind, entsprechend der oben genannten

Regel ausgefüllt. Dies kann vereinfacht durch die Tabelle 4.3 ausgedrückt werden. Hier werden die Werte aus den senkrecht stehenden Spalten mit den waagerechten Zeilen verglichen.

Fehler / Vergleich	Eindeutig detektierbar	Eingeschränkt detektierbar	Nicht direkt detektierbar
Eindeutig detektierbar	direkte Detektionsmatrix	(dominiert) 2	(dominiert) 2
Eingeschränkt detektierbar	(wird dominiert) 1	indirekte Detektionsmatrix	(dominiert) 2
Nicht direkt detektierbar	(wird dominiert) 1	(wird dominiert) 1	(nicht bestimmbare) 0

Tabelle 4.3: Struktur für einen paarweisen Vergleich

Mit den ausgefüllten Matrizen kann eine Summation für jeden Einzelwert durchgeführt werden, sodass alle für den betrachteten Fehlertyp relevanten Fehlerbewertungen enthalten sind. Das Ergebnis findet sich in Tabelle A.25 in der Spalte $\Sigma Feld$. Die Spalte ΣGes gibt die gesamte Summe der Detektierbarkeit an, da in den jeweiligen Detektionsmatrizes nur ausgewählte Fehler betrachtet wurden. Diese Summation führte zu $\Sigma Feld$. Die nicht betrachteten Fehler aus Tabelle 4.3 müssen der Summation zusätzlich hinzugefügt werden. Diese aufsummierte Gewichtung der Fehlereinflüsse kann der FMEA entsprechend auf das Intervall [0,10] normiert werden.

Das oben beschriebene Vorgehen lässt sich in Formel 4.4 ausdrücken. Sie berechnet den letzten Faktor für die Ersatz-RPZ, die *Entdeckungswahrscheinlichkeit*.

$$E(f = i) = \sum_{j=1}^n \underline{Dtk}(i, j) \quad (4.4)$$

Hierbei bedeuten:

E	<i>Entdeckungswahrscheinlichkeit des Fehlers</i>
f	<i>einzelner Fehler</i>
\underline{Dtk}	<i>Detektionsmatrix</i>

Aus den drei definierten Parametern für die FMEA (*Häufigkeit (H)*, *Bedeutung (B)* und *Entdeckungswahrscheinlichkeit (E)*) kann die Ersatz-RPZ (*Risikoprioritätszahl*) gebildet werden. Aus der erhaltenen Ersatz-RPZ werden Informationen über die relative Wichtigkeit des aufgetretenen Fehlers abgeleitet. Die fünf Fehler mit der höchsten Priorität sind in Tabelle 4.4 zusammengestellt. Um eine Aussage über

ID	Fehler	Subfunktion	H	B	E	RPZ
2	Offset-Fehler	Positionierung	9,2	7,0	10,0	644
57	Klebeverbindung nicht stabil	Zusatzfunktionen	5,9	10,0	10,0	590
3	Achse schwingt	Positionierung	6,5	7,0	10,0	455
11	Fehlerhafter Wert ermittelt	IPLS	5,9	7,0	10,0	413
52	Bauteil beschädigt	Bauteil	6,5	10,0	5,4	352

Tabelle 4.4: Die fünf Fehler mit höchster Priorität als Ergebnis der FMEA

die Verteilung der RPZ-Werte zu treffen, wird das arithmetische Mittel aller ermittelten Ersatz-RPZs berechnet. Dieses liegt bei 111. 41 der Einträge besitzen eine Ersatz-RPZ unter 100 und verfügen somit nur über eine niedrige Prozessrelevanz. Die zehn am höchsten priorisierten Fehler decken bereits 40 % aller Positionierfehler, 20 % aller Bauteilfehler und 17 % aller Sensorfehler ab. Das Ergebnis, dass wenige Fehlerzustände den größten Anteil an der Beeinträchtigung der Prozessstabilität haben, bestätigen auch die Ergebnisse von Schöttler [112].

Auswahl erforderlicher Zusatzsensorik

Für die richtige Auswahl möglicher Sensorerweiterungen werden primär die Fehler mit der höchsten Relevanz beachtet. Zunächst wird geprüft, ob Fehler nicht bereits mit der vorhandenen Sensorik abgebildet und erkannt werden können. In einem weiteren Brainstorming mit den Experten können Sensorpotenziale aufgedeckt werden. Die neu identifizierten Sensoren werden in einem weiteren Paarvergleich den Fehlerzuständen gegenübergestellt (siehe Abschnitt A.1.6). Dabei wird bewertet, ob ein vorhandener Fehlertyp mit der Zusatzsensorik erkennbar wird. Das Ergebnis dieses Paarvergleiches findet sich in Tabelle 4.5. Hier sind zwei Zahlen pro Zelle dargestellt. Die rechte Zahl entspricht der Gesamtmenge an erkennbaren Fehlern durch Zusatzsensorik, die linke Zahl der Menge an Fehlern, die vorher nicht durch andere Sensorik detektierbar gewesen ist. Nur wenn die linke Zahl größer als null ist, entsteht ein Informationsgewinn für die Fehlerdetektion mit der eingebundenen Zusatzsensorik.

Für die Berechnung des Nutzens der Zusatzsensorik wird die FMEA mit den neu generierten Sensormöglichkeiten wiederholt. Es können anschließend die Ersatz-RPZ-Zahlen verglichen werden und aus deren Differenz lässt sich der Nutzen der Sensorerweiterung ablesen. Diese ist ein aufwendiges Verfahren, da die kompletten Matrizen erneuert werden müssen. Als mögliche Alternative wird eine erweiterte Ersatz-RPZ berechnet. Jedem Fehlertyp ist zunächst jedoch eine Ersatz-RPZ zuzuordnen. Diese Ersatz-RPZs stammen direkt aus der FMEA und sind im Anhang einzusehen. Im nächsten Schritt wird festgelegt, welche Fehlertypen durch welchen

Komponente ►	R		ST	SD	LS		BV		GR	Reinraum						KD		EK
Basisgröße ►	Mechan. Schw.	Motorströme	Bauteil vorhd.	Bauteil vorh.	Kanten oben	Ebenen Seite	Kanten Seite	Lichtintensität	Muster Flächen	Ansaugkraft	Luftfeuchtigkeit	Außentemp.	Partikelzahl	Elektr. Feld	Magn. Feld	Position Klebstoff	Menge Klebstoff	Stabilität Klebstoff
Eindeutig detektierbar	5 5	4 5	0 0	0 1	0 1	1 3	1 3	1 5	0 0	2 2	1 1	0 0	1 1	0 0	0 0	0 1	2 2	1 1
Eingeschränkt detektierbar	0 0	0 0	0 1	0 2	1 1	0 2	0 2	0 0	0 3	0 0	0 1	0 1	0 0	1 1	1 1	0 0	0 0	0 0

Tabelle 4.5: Durch Brainstorming identifizierte Zusatzsensoren im Paarvergleich mit den Fehlerzuständen (blaue Felder bedeuten eine potenzielle Detektierbarkeitsverbesserung durch Zusatzsensoren, graue Felder eine nur eingeschränkte Verbesserung, weiße Felder überhaupt keine Verbesserung); R = Roboter, ST = Magazin Bauteil A, SD = Magazin Bauteil B, LS = Laser, BV = Bildverarbeitung, GR = Greifer, KD = Klebstoffdosierung, EK = Endkontrolle

neuen Sensor erfassbar sind (Anhang Abschnitt A.1.6). Anschließend können die berechneten Ersatz-RPZs aller Fehler, die durch den neuen Sensor erkennbar sind, addiert werden. Die erweiterte Ersatz-RPZ entsteht. Mit den neu erhaltenen erweiterten Ersatz-RPZs kann ein relativer Nutzen der Zusatzsensoren dargestellt werden. Da nicht nur ein Fehler Einfluss auf den relativen Nutzen eines Sensors besitzt, sondern alle Fehler, die mit diesem Sensor erfasst werden können, erfolgt eine Summation der erhaltenen erweiterten Ersatz-RPZs. Der relative Nutzen eines zusätzlichen Sensors lässt sich somit wie folgt berechnen:

$$RPZ_S(s) = \sum RPZ(F_E) \quad (4.5)$$

Hierbei bedeuten:

- RPZ_S „neue“ Ersatz-RPZ des Fehlers (relativer Nutzen)
- s betrachteter Sensor
- $RPZ(\dots)$ berechnete Ersatz-RPZ eines Fehlers
- F_E mit neuem Sensor detektierbarer Fehler

Zur besseren Darstellung wird die resultierende erweiterte Ersatz-RPZ auf eine Prozentskala normiert; dies ist in Abbildung 4.10 dargestellt. Hier ist der relative Nutzen bis 77% blau markiert. Bis dahin lohnt sich der Aufwand für den Einsatz von Zusatzsensoren. Der orange markierte Übergangsbereich erschließt rechnerisch nur eingeschränkten Mehrwert. Die detailliertere Betrachtung der enthal-

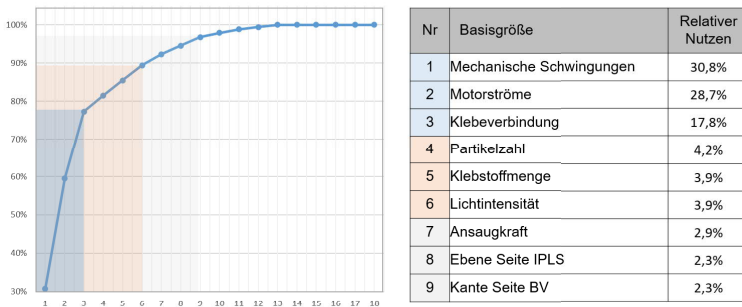


Abbildung 4.10: Relativer Nutzen durch Integration von Zusatzsensorik

tenen Komponenten im blauen und orangen Bereich zeigt das hohe Gewicht des Klebstoffs. Die Automatisierung von Klebstoffauftrag bedeutet den Einsatz einer erheblichen Zusatzaktorik und -sensorik. Eine solche Automatisierung muss wirtschaftlich kalkuliert werden, und besonders bei Laboranlagen lohnt sich dies selten, da beim Klebstoffauftrag viele Variationen vorhanden sind.

Die Partikelanzahl ist eine weitere sehr sensible Größe in einem Präzisionsmontageprozess. Um dem Rechnung zu tragen, wird ein Reinraum verwendet. Doch auch ein Reinraum ist durch vom Operator oder von geschleusten Bauteilen (Komponenten) eingetragene Partikel von Verunreinigungen und störenden Partikeln betroffen. Eine Partikelmessung in der Montagezone kann sinnvoll sein. Jedoch ist zu beachten, dass eine derartige Messung die auf den Komponenten abgesetzten Partikel nicht erfassen kann. Gerade diese besitzen aber den größte Störeinfluss auf die Montageprozesse. Eine Automatisierung der Eingangskontrolle zur Erfassung der Partikel auf dem Bauteil ist sinnvoll.

Die Lichtintensität ist eine weitere wichtige Einflussgröße, wenn die Bauteilpositionen mittels Bildverarbeitung erfasst werden. Werden nicht gekapselte Bildverarbeitungssysteme eingesetzt, so können Schwankungen des Raumlichts einen Einfluss auf die Qualität der Bildverarbeitung und somit auf die Qualität der Positionsermittlung haben. Eine Veränderung der Lichtintensität lässt sich durch eine Berechnung der mittleren Grauwerte in den erfassten Kamerabildern einfach erfassen.

Die Haupteinflussgröße sind die mechanischen Schwingungen. Da Präzisionsmontagesysteme schwingungsarm aufgebaut sind und auf sehr festen Fundamenten stehen, ist auch dieser Störeinfluss differenziert zu betrachten. Die meisten Schwingungen werden von außen, zum Beispiel durch den Operator, eingebracht. Das Montagesystem wird nicht zu Schwingungen angeregt, solange der Wartungs- und Systemzustand in einem gewarteten Zustand sind. Eine Erfassung des Wartungszustandes ist eine sinnvolle Erweiterung.

Die letzte Basisgröße stellt die Messung von Motorströmen da. Hiermit können zum Teil ebenfalls Achsschwingungen detektiert werden. Zudem gibt es ein weites Feld der Forschung im Bereich der vorausschauenden Wartung, das ebenfalls mit der Messung von Motorströmen arbeitet, um Verschleiß an Maschinen zu detektieren. Die meisten von der Maschine verursachten Schwingungen können ebenfalls über den Wartungszustand der Systemachsen und somit über die Motorströme detektiert werden. Die Messung der Motorströme führt zu einer starken Verbesserung, da eine eindeutige Detektion von vier Fehlerzuständen möglich wird.

4.4.3 Bewertung der zugrunde liegenden Datenbasis

In den vorausgegangenen Abschnitten wurde beschrieben, welche Fehlertypen auftreten und mit welchen Sensoren die Fehlertypen erfassbar sind. Zuvor wurde eingeführt, wie die Datenbank entstanden ist und wie Prozessdaten verfügbar sind. Abschließend erfolgt die Bewertung einer ersten Datenbasis, die während eines Vorserienmontageprozesses aufgenommen wurde. An dieser Stelle wird der Prozessschritt 5 „Definition und Bewertung der Datenbasis“ aus Abbildung 4.1 dargelegt. Diese Datenbasis wird mit der einer zweiten Montageaufgabe verglichen.

Um eine sinnvolle Anzahl an Elementen für die Datenbank festlegen zu können, wird ein Zielbereich für einzelne Messgrößen bestimmt. Die Messgrößenanzahl wurde in Abschnitt 4.4 methodisch anhand der Auswahl der einzusetzenden Sensoren bestimmt. Anschließend ist die Messwerteanzahl zu ermitteln. Zu beachten ist, dass, um den Prozess abbilden zu können, die Anzahl der Messwerte zu erhöhen ist, wenn die Streuung der aufgezeichneten Messwerte keiner Normalverteilung folgt. Zusätzlich wird in der Mehrzahl der Fälle von linearen Zusammenhängen der Parameter ausgegangen. Nicht lineare Zusammenhänge führen ebenfalls zu einer Erhöhung der erforderlichen Parameter [23]. Sowohl die Normalverteilung als auch die Linearität der beteiligten Parameter wurden geprüft.

Es erfolgt eine Aufteilung der Daten in Datenbereiche, wie es in Abschnitt 4.3 eingeführt wurde. Sollen spätere Fehlerprognosen für abgegrenzte Teilbereiche mit festen Prozessrandbedingungen, beispielsweise für die Positionierung des Endeffektors, erfolgen, so kann bereits eine Datenbasis mit einer Anzahl von $n = 30$ Versuchen ausreichend sein [127]. Soll dagegen ein komplexer Fertigungsprozess als Gesamtheit auf Fehler und Fehlerkorrelationen untersucht werden, wird eine erheblich größere Datenbasis benötigt. Die Größe der Datenbasis ist abhängig von der Zahl der Beobachtungswerte.

Innerhalb der Betrachtung des Demonstrationsprozesses *eins* zur Montage eines Bauteils (siehe Abbildung 3.2) werden insgesamt um 100 verschiedene Messgrößen gemessen und in die Datenbank aufgenommen. Damit jeder Parameter unabhängig auf jeden anderen abgebildet werden kann, sind pro Messwert (hier 100), 30 Versuche erforderlich. Aufgrund von teilweisen Redundanzen im Datensatz kann die Zahl der betrachteten Parameter auf 43 reduziert werden. Soll jeder der 43 Messwerte mit genau einem anderen korreliert werden, ergibt dies 903 Kombinationen.

Diese Kombinationen lassen sich auf 36 verschiedene Einstellungen minimieren, wenn Parameterabhängigkeiten berücksichtigt werden. Die Parameteranzahl kann auf die neun wesentlichen reduziert werden, die im Verlauf der Arbeit für die Prognose auf der Basis der Regressionsanalyse genutzt werden. Hierzu gehören die beiden Bauteilposition, die Temperaturentwicklung sowie die Vermessung der Bauteiloberflächen. Wendet man eine Experiment-Planungssoftware zur Auswahl von Datenpunkten an, so kommt man unter der Angabe der jeweiligen Grenzen für die neun ausgewählten Parameter auf 43 Versuchsdurchläufe, die ausreichen, um den Prozess zu beschreiben [23].

Innerhalb der Datengrundlage wurden ungefähr 400 Bauteile und somit Datensätze aufgenommen und anschließend untersucht. Es erfolgt die Prüfung auf Normalverteilung mithilfe eines Histogramms, bei dem der Anwender Ausreißer und deren Abweichungsgrad leichter erkennen kann, und mithilfe eines Probability-Plots, bei dem der Grad der Normalverteilung sicherer abzulesen ist. Die Prüfung auf Normalverteilung ist notwendig, um die Eignung für weitere Analyseverfahren wie beispielsweise die Regressionsanalyse oder die Parameterprognose auf der Basis der statistischen Verteilung zu testen. Liegen die Parameter wie in Abbildung A.22 auf einer Geraden, kann auf Normalverteilung geschlossen werden. In Abbildung A.21 werden die ausgewählten Parameter zusätzlich auf Normalverteilung mithilfe eines Histogramms geprüft. Die betrachteten Messgrößen sind in sich nicht immer vollständig verfügbar. So ergeben sich bei einzelnen Messgrößen 400 Messwerte, bei anderen jedoch nur etwas über 200 Messwerte. Insbesondere die Werte für die Bauteilpositionsnachvermessung liegen bei lediglich 150 Messwerten. Da dies jedoch die Anzahl an notwendigen Versuchen, die auf 43 festgelegt wurde, überschreitet, ist ein Abbildung des Prozesses, wenn auch mit reduzierter Parameterzahl, möglich. Zusätzlich lassen sich weitere Parameter in die Prognose einbeziehen, wenn die Teilmodelle einzeln qualifiziert werden. Es ist zu beachten, dass einzelne Parameter redundante Informationen enthalten und im Verlauf der Prozessentwicklung durch andere substituiert wurden. Diese Datengrundlage erschwert die Korrelationsanalyse der Prozessparameter, weshalb zur Fehlerdetektion auf Verfahren, die diese Verknüpfungen abbilden können, zurückgegriffen wird.

Es zeigt sich, dass eine statistisch saubere Abbildung der Zusammenhänge zwischen 43 Messgrößen mit nur 400 Versuchsdurchläufen schwierig ist. Da es sich um das Anfahren eines Prozesses handelt („Ramp-up“), werden nicht mehr Bauteile betrachtet. Wird zusätzlich zu dem „Ramp-up“-Prozess ein realer Fertigungsprozess betrachtet, so werden nur etwa 50 verschiedene Messgrößen erfasst. Die Erfassung einer geringeren Parameteranzahl bedeutet nicht, dass der Prozess eine geringere Komplexität aufweist. In der betrachteten Datenbank (siehe Abschnitt 7) wurden allerdings über 10.000 Bauteile untersucht. Für die weitere Modellerstellung wird auf die Datenbasis des Demonstrationsprozesses zur Montage eines Bauteiles A auf ein anderes Bauteil B zurückgegriffen, die 400 Datensätze umfasst. Zusätzliche *Demo*-Daten werden für die Submodule spezifisch erhoben.

4.5 Entwurf und Qualifizierung eines Demonstrationsprozesses

In Vorserienmontageprozessen ist es oft schwierig, eine ausreichend große Datenbasis zur Prozessbeschreibung zu generieren. Diese Herausforderung verstärkt sich, wenn eine separate Modellbildungs- und Modellqualifizierungsdatenbasis benötigt wird, um das erstellte System zu validieren. Um dem entgegenzuwirken, wird ein Demonstrationsprozess konzipiert, der es ermöglicht, Teile einer Datenbasis mit Demonstrationsdaten zu ergänzen. Hierbei wird unterschieden, ob Fertigungsdaten durch reale Versuche (Hardware) erweitert oder durch statistische Methoden aufgeweitet werden.

4.5.1 Konzeption eines Hardware-Demonstrationsprozesses

Die Konzeption eines Hardware-Demonstrators kann hilfreich sein, wenn komplexe Prozesse eingerichtet und hochgefahren werden, um Beschädigungen von empfindlichen und teuren Bauteilen zu vermeiden. Diese Demonstratoren können für die Aufweitung einer Datenbasis und zu Versuchszwecken genutzt werden. Wichtig für den Entwurf eines solchen Demonstrators ist es, die physikalischen Eigenschaften möglichst bauteilnah abzubilden. Die wichtigsten physikalischen Eigenschaften werden durch Expertenbefragungen zusammengetragen. Sie lassen sich für den ausgewählten Präzisionsmontageprozess auf folgende Punkte reduzieren:

- Abmaße
- Toleranzen
- Gewicht
- Material
- optische Eigenschaften
- Herstellungsverfahren

Weitere Parameter, wie etwa chemische Eigenschaften, haben keinen Einfluss auf die Montierbarkeit des Bauteils und werden vernachlässigt. Der betrachtete Prozess bildet einen Präzisionsmontageprozess, bei dem die Bauteile langsam und vorsichtig bewegt werden, um Beschädigungen zu vermeiden. Deshalb spielen Parameter wie Gewicht, Dichte und Material des Bauteils eine untergeordnete Rolle. Wichtige Eigenschaften sind hingegen jene, bei denen das Montagesystem mit dem Bauteil in Kontakt tritt. Folglich alle Prozesse, bei denen das Bauteil mit Sensoren erfasst oder gehandhabt wird. Daraus folgend müssen die Eigenschaften des Bauteils, die für die Erfassung durch das Montagesystem genutzt werden, möglichst nahe an denen des abzubildenden Bauteils liegen. Für die Erfassung von Bauteilpositionen ist das optische Erkennen von Bauteilkanten von besonderem Interesse. Beispielsweise müssen genutzte Kantenerkennungsverfahren auf den Demonstrationskörper

übertragbar sein. Gleiches gilt für die Beschaffenheit der Oberfläche, da diese mittels eines Lasersensors erfasst wird. Zusätzlich muss ermöglicht werden, dass der genutzte Greifer (hier ein Niederdruckflächengreifer) das Demonstrationsbauteil sicher handhaben kann.

Zur Bewertung der Probenkörper wird ein Bewertungsschema eingeführt. Die oben definierten Kriterien werden gewichtet (wichtig: Gewichtungsfaktor = 2; weniger wichtig: Gewichtungsfaktor = 1) und für alle Probekörper bewertet. Eine Aufweitung des Gewichtungsbereichs ist nicht sinnvoll, da zwei Gewichtungsklassen zur Priorisierung einzelner Kriterien ausreichend sind und zusätzliche Abstufungen lediglich eine subjektivere Bewertung unterstützen. Es folgt die Probenkörperbewertung. Trifft eine Eignung für ein Kriterium nicht zu, wird eine 0 vergeben, trifft eine Eignung zu, eine 1, ist eine eingeschränkte Eignung vorhanden, wird eine 0,5 vergeben. Eine Teilung in weitere Klassen erscheint aufgrund der niedrigen Komplexität des Bauteils als nicht sinnvoll. Anschließend lässt sich der geeignetste Probekörper anhand der Summe der gewichteten Punkte ablesen.

Die geforderten Ähnlichkeiten der Eigenschaften des Demonstrationskörpers mit denen des Originalbauteils sind in Experimenten nachzuweisen. Wichtige Kriterien für die Bewertung eines Demonstrationskörpers können die folgenden Punkte sein: Kantenausbrüche und Eckausbrüche, Oberflächenebenheit (hierzu zählt auch die Porosität der Oberfläche, evtl. Oberflächenbeschädigungen oder spiegelnde Eigenschaft), Parallelität der Kanten zueinander (beziehungsweise Geometrietreue des Demonstrationskörpers) und die Maßhaltigkeit.

Zu Versuchszwecken wurde aus jeder Werkstoffgruppe (Kunststoff, Metall, Keramik) ein Demonstrator ausgewählt und getestet. Daraus ergeben sich Demonstrationskörper aus drei verschiedenen Materialien (PEEK, Stahl, Marcor). Die Handhabbarkeit der Demonstrationskörper durch den Robotergreifer ist für alle Probenkörper gegeben. Zunächst wird das Gewicht aller Probenkörper ermittelt. Dabei sind sowohl der Stahlkörper wie auch der Marcorkörper dem Original sehr nahe. Nur der PEEK-Körper weicht deutlicher ab und erhält deshalb nur 0,5 Punkte.

Der Parameter der Parallelität der Bauteilkanten konnte mithilfe einer Vermessung auf einem Messmikroskop für alle Probenkörper nachgewiesen werden. Gleiches gilt für die Maßhaltigkeit der Probenkörper. Für alle Probenkörper kann eine 1 vergeben werden.

Alle Demonstrationskörper wurden mithilfe eines Mikroskops sowie der Bildverarbeitung auf Kantenausbrüche untersucht. Diese Untersuchung lieferte nur für den Marcor- und den PEEK-Körper ausreichende Ergebnisse. Der Stahlkörper weist, aufgrund seiner aus dem Herstellungsprozess resultierenden stark strukturierten Oberfläche, zu viele Störkonturen auf. Zudem sind die Kanten nicht ausreichend scharf herzustellen, um dem Originalbauteil zu ähneln. Eine klare Kantenerkennung durch die Bildverarbeitung kann so nicht sichergestellt werden. Der Stahlkörper erhält keine Punkte im Bewertungsschema, die beiden anderen eine 1.

Aufgrund der hohen Porosität der Marcoroberfläche ist es nicht möglich, den Marcorkörper mit dem Laser im gleichen Betriebsmodus wie das Originalbauteil

zu vermessen. Auch der Stahlkörper lässt sich nur schwer erfassen, da er eine stark strukturierte Oberfläche besitzt. Allein der PEEK-Körper erhält eine 1 in der Bewertung.

Da die Erfassung des Bauteils durch die Bildverarbeitung sowie den Lasersensor essenziell sind, scheiden die Probenkörper Stahl und Marcor an dieser Stelle aus, da beide bei mindestens einem Kriterium 0 Punkte erhielten. Aus diesem Grund wird im Folgenden der PEEK-Körper für die beispielhafte Laservermessung genutzt.

Die vergleichende Vermessung von Demonstrationskörper und Originalbauteil ist in Abbildung 4.11 dargestellt. Die Kippung beider Proben um einen kleinen Winkel ist gewollt und entspricht den genutzten Greiferwinkeln. Die erkennbare Wölbung des Demonstrationskörpers kann hingegen zum Verrutschen beim Greifprozess führen. Die Oberfläche besitzt in x-Richtung eine Abweichung um $11\text{ }\mu\text{m}$. In y-Richtung ist die Oberflächenstruktur kaum auffälliger als das Originalbauteil. Im Anhang findet sich dazu in Abbildung A.2 bis A.3 eine detaillierte Versuchsauswertung.

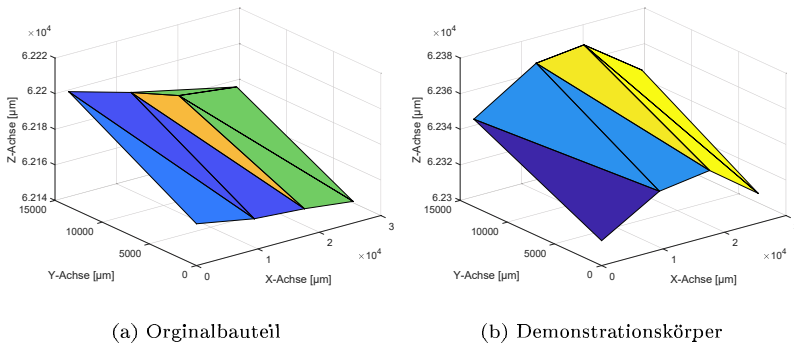


Abbildung 4.11: Lasersensorvermessung zum Vergleich verschiedener Oberflächen

Ein weiterer Fokus liegt zudem auf den Herstellungskosten für den Demonstrationskörper. Zum einen ist die Funktionalität für den Prozess zu gewährleisten, zum anderen ist die Herstellung möglichst kostengünstig zu halten. Marco ist in der Herstellung und Bearbeitung etwas aufwendiger, weshalb eine 0,5 vergeben wird. Insgesamt wird nach Punkten, wie in Abbildung 4.12 zu sehen ist, der PEEK-Probenkörper ausgewählt. Bereits zuvor waren angesichts der mangelnden Erfassbarkeit des Stahl- und des Marcorprobenkörpers diese beiden als Alternativen ausgeschieden. Ein Probenkörper ist für die Versuchsdurchführung ausreichend, weshalb nicht nach weiteren Alternativen gesucht wird.

Mit dem ausgewählten Demonstrationskörper lässt sich eine Datenbasis erzeugen, die dann mit der Datenmenge einer Vorserienfertigung verglichen werden kann.

Kriterien	Gewichtungs- faktor	PEEK		Stahl		Marcor	
		Bewertung	gewichtete Punkte	Bewertung	gewichtete Punkte	Bewertung	gewichtete Punkte
Abmaße	↑ 2	✓ 1,0	2,0	✓ 1,0	2,0	✓ 1,0	2,0
Toleranzen	↑ 2	✓ 1,0	2,0	✓ 1,0	2,0	✓ 1,0	2,0
Gewicht	↓ 1	⚠ 0,5	0,5	✓ 1,0	1,0	✓ 1,0	1,0
Material (handhabbarkeit)	↓ 1	✓ 1,0	1,0	✓ 1,0	1,0	✓ 1,0	1,0
durch vorhandene Sensoren vergleichbar erfassbar							
- Kamera	↑ 2	✓ 1,0	2,0	✗ 0,0	0,0	✓ 1,0	2,0
- Lasersensor	↑ 2	✓ 1,0	2,0	✗ 0,0	0,0	✗ 0,0	0,0
Herstellungsverfahren	↓ 1	✓ 1,0	1,0	✓ 1,0	1,0	⚠ 0,5	0,5
Summe der gewichteten Punkte		★ 10,5		☆ 7		★ 8,5	

Abbildung 4.12: Bewertungsmethode für Hardware-Demonstrationskörper

Zum Nachweis, dass die Demonstrationskörper- und die Vorseriendatenbasis ähnliche Messwerte und somit ähnliche Mittelwerte aufweisen und eine ähnliche Normalverteilung besitzen, kann ein F-Test in Kombination mit einem t-Test durchgeführt werden. Die Verwendung des F-Tests ermöglicht die Prüfung, ob zwei Stichproben die gleiche Varianz besitzen.

$$F_0 = \frac{S_1^2}{S_2^2} \quad (4.6)$$

Hierbei bedeuten:

S Varianz der Stichproben
 F_0 errechneter Wert der F-Verteilung

Der errechnete Wert F_0 wird mit einem kritischen Wert der F-Verteilung verglichen und kann mit dem gewählten Signifikanzniveau angenommen oder abgelehnt werden. Sind die berechneten Varianzen gleich, kann der t-Test folgen. Er wird für den Abgleich genutzt, ob die jeweiligen Mittelwerte der zu vergleichenden Datenmengen gleich sind. Hierzu dient die folgende Formel:

$$T_0 = \frac{\bar{X}_1 - \bar{X}_2}{S \cdot \sqrt{\frac{n_1 + n_2}{n_1 \cdot n_2}}} \quad (4.7)$$

Hierbei bedeuten:

T_0	<i>errechneter Wert der T-Verteilung</i>
S	<i>Varianz</i>
\bar{X}	<i>Mittelwert</i>
n	<i>Anzahl der Freiheitsgrade</i>

An dieser Stelle wird der berechnete Wert t_0 mit einem kritischen Wert der t-Verteilung abgeglichen und abhängig vom Ergebnis angenommen oder abgelehnt [42].

Für den getesteten Demonstrationskörper konnten sowohl der F-Test als auch der t-Test angenommen werden. Die resultierenden Datenbasen weisen eine ähnliche Werteverteilung auf und sind somit vergleichbar. Zudem können alle Handhabungsprozesse erfolgreich mit dem Demonstrationskörper abgebildet werden. Der Demonstrationskörper besitzt eine deutlich schlechtere Oberflächenebenheit, jedoch kann er aufgrund der Ergebnisse in den Handhabungsprozessen für erste Testdurchläufe des Prozesses als Demonstrationsbauteil genutzt werden.

4.5.2 Statistische Methoden zur Aufweitung einer Datenbasis

Zur Aufweitung der Datenbasis können neben dem Einsatz eines Demonstrationsbauteils auch statistische Methoden herangezogen werden. Statistische Methoden bietet den Vorteil, dass es sich um eine theoretische Aufweitung handelt und so der zugrunde liegende Montageprozess nicht durchgeführt werden muss. Daraus resultiert ein erheblicher Zeitgewinn.

Eine mögliche Methode zur Datenbaserweiterung ist die Monte-Carlo-Methode. Die Monte-Carlo-Methode kann dazu dienen, aus einer kleinen Zahl an Versuchen eine größere Datenbasis zu erstellen. Die Grundidee dabei ist, das Gesetz der großen Zahlen auszunutzen. Aus der Monte-Carlo-Methode folgt, dass bei einer ausreichenden Stichprobengröße eine statische Verteilung in dem entsprechenden Intervall vorliegt. Die Datenerweiterung wird mit Pseudozufallszahlen erstellt, die mithilfe von deterministischen Methoden generiert werden. Anschließend erfolgt eine Simulation des Prozesses. Je häufiger die Simulation durchlaufen wird, desto größer wird die resultierende Datenbasis und desto exakter bildet die generierte statistische Verteilung den Prozess ab. Für die Simulation eines Montageprozesses sind Versuchsdaten erforderlich, insofern es nicht möglich ist, gewählte Prozesse in Form von analytischen Gleichungen zu beschreiben. Die aufgezeichneten Versuchsdaten werden mithilfe von Pseudozufallszahlen aufgeweitet. Auf diese Weise lassen sich Prognosen für unterschiedliche Produktparameter erstellen. [43]

Alternativ bietet es sich an, eine Kreuzvalidierung durchzuführen (eine ausführliche Beschreibung ist in Abschnitt 2.2.1 zu finden). Auch an dieser Stelle muss eine Grunddatenbasis vorliegen, die erweitert werden kann. Nach der Aufteilung in Teildatensätze kann ein Modell des Prozesses geschätzt werden. Mithilfe des so erhaltenen Modells lassen sich anschließend weitere Daten für die Datenbasis erzeugen. [67]

Für die spätere Modellbildung der einzelnen Submodule, die in Abschnitt 5.2 *Modellierung ausgewählter Submodule* erfolgt, wird eine erweiterte Datenbasis gewonnen. Hierfür soll zuerst eine Normalprozess spezifiziert werden. Ein Normalprozess ist ein Fertigungsprozess, bei dem eine normale, ungestörte Fertigung abläuft. Der Prozess funktioniert fehlerfrei und ist ein sogenannter Idealprozess. Da diese Annahme nicht der Realität entspricht, wird der Realprozess benötigt. In diesem sind vereinzelte Fehler möglich. Zu beachten ist, dass es nicht möglich ist, alle im Prozess denkbaren Störungen anzuregen. Treten bestimmte Fehlertypen auf, ist eine Beschädigung des Montagesystems nicht auszuschließen. Eine solche Beschädigung ist zu vermeiden, weshalb sich einige Fehlertypen nicht experimentell darstellen lassen.

Die mithilfe der experimentellen Datenerweiterung erhaltenen Daten finden sich in Abbildung 4.2 im Bereich der Demodaten wieder, wobei an dieser Stelle sowohl Bauteilvarianten als auch statistische Simulationen zum Einsatz kommen. Die Versuchsdurchführung zielt darauf ab, einen normalen Fertigungsprozess aufzunehmen und anschließend die evaluierten Störungen zu provozieren [109].

Es ist nicht möglich alle Wechselwirkungen in der Versuchsplanung gegeneinander zu testen, da der Umfang erheblich ist. Entsprechend werden die verschiedenen Störungen isoliert betrachtet und anschließend statistisch verrechnet. Eine diskrete Betrachtung einer Störung ist nicht möglich, da es trotz Störanregung nicht zwangsweise zum Fehlerfall kommt. So werden zwei Testdatenbasen aufgebaut: eine ungestörte und eine mit enthaltenen Störprozessen. Es wird ein Idealprozess (I) definiert und experimentell abgebildet. In gleicher Weise wird mit dem gestörten Idealprozess (IS) verfahren. Es lässt sich ein erheblich kleinerer Datensatz erzeugen, da er mithilfe ungestörter Realprozessdaten (R) aufgeweitet wird. Dabei ergeben sich die zur Betrachtung notwendigen Parameter des Erwartungswertes und der Standardabweichung zu:

$$\bar{X}_{RS} = \bar{X}_R + \bar{X}_{IS} - \bar{X}_I \quad (4.8)$$

$$\sigma_{RS}^2 = \sigma_R^2 + \sigma_{IS}^2 - \sigma_I^2 \quad (4.9)$$

Hierbei bedeuten für beide Gleichungen:

\bar{X}	<i>Mittelwert</i>
σ	<i>Standardabweichung</i>
R	<i>Realprozess ohne Störungsmerkmale</i>
I	<i>Idealprozess</i>
RS	<i>Realprozess mit summierter Störung</i>
IS	<i>Idealprozess mit enthaltener Störung</i>

Die *Realprozess*daten können in der Modulauswertung durch die generierten Fertigungsdaten ersetzt und so zur Echtzeitbewertung genutzt werden. Die erhaltenen Prozessdaten werden abschließend mit dem Kolmogorow-Smirnow-Test auf Normalverteilung bei einem Signifikanzniveau von 5 % getestet. Der Test sagt aus, dass die Wahrscheinlichkeit, dass eine Normalverteilung ermittelt wird, obwohl tatsächlich

keine vorliegt, bei 5% liegt. Die Normalverteilung der enthaltenen Parameter ist die Voraussetzung dafür, dass der generierte Datensatz den Prozess sicher abbildet. Der Kolmogorow-Smirnow-Test eignet sich bei stetig verteilten Merkmalen. [42]

$$D_n = \max_{r \in \mathbb{R}} |F_r(r) - \tilde{F}_r(r)| \quad (4.10)$$

$$P(D_n \leq c) = 1 - \alpha_s \quad (4.11)$$

Hierbei bedeuten in beiden Gleichungen nach [42]:

D_n	<i>Testvariable</i>
r	<i>Merkmal</i>
n	<i>Stichprobenumfang</i>
$F_r(r)$	<i>hypothetische Verteilungsfunktion</i>
$\tilde{F}_r(r)$	<i>empirische Verteilungsfunktion</i>
c	<i>kritischer Vergleichswert, aus Signifikanzniveau ermittelt</i>
α_s	<i>Signifikanzniveau</i>

Ist der berechnete Wert der Testvariablen D_n kleiner als der kritische Vergleichswert c , kann die Hypothese angenommen werden [13]. Für die Erreichung einer statistisch aussagekräftigen Datenbasis sieht die VDI-Richtlinie 3441 eine Untergrenze von 25 Versuchen vor [126]. Um eine besser belastbare Datenbasis zu erhalten, wird in der vorliegenden Arbeit auf eine Mindestanzahl von 30 Durchläufen zurückgegriffen. Es wurden nur aufgeweitete Datensätze verwendet, wenn der Kolmogorow-Smirnow-Test eine Normalverteilung der beteiligten Parameter nachweisen konnte.

4.6 Fazit: Leitfaden zur Prozessanalyse

Aus dem vorangegangenen Kapitel kann ein Leitfaden für künftige Prozessanalysen von komplexen Fertigungsprozessen abgeleitet werden. Das erstellte Vorgehensschema ist in Abbildung 4.13 verbildlicht. Hierfür wird die zentrale Methode für die Klassifikation, die Strukturierung und das Ranking aus Abschnitt 3.1 angewendet. An dieser Stelle werden die Modellschritte 3 bis 5 aus dem Vorgehensmodell der Arbeit (vgl. Abbildung 4.1) umgesetzt. Ein ähnliches Vorgehen ist im Paper „A methodology for a structured process analysis of complex production processes with a small database“ [111] beschrieben.

Der Beginn einer strukturierten Prozessanalyse ist die *Erfassung der Ausgangssituation*. An dieser Stelle werden neben der Beschreibung der zu erfüllenden Fertigungsaufgabe auch die *Systemgrenzen gezogen*. Es wird definiert, welche Prozess- und Anlagenteile Bestandteil des Systems und so der Analyse sind. Ist die Ausgangslage spezifiziert, wird die bereits *verfügbare Sensorik erfasst*. Es erfolgt eine Analyse, welche Fehlertypen sich mit der vorhandenen Sensorik abbilden lassen. Die Frage, ob zusätzliche Sensorik verbaut werden sollte, wird beantwortet.

Im nächsten Schritt ist die *Datenerfassung und Speicherung zu überprüfen*. Diese ist so anzupassen, dass alle verfügbaren Sensoren an eine zentrale Datenablage angebunden werden. Ist eine direkte Ablage von Sensordaten in einer gemeinsamen Datenstruktur nicht realisierbar, so ist die Datenablage durch Nachfolgeprozesse so anzupassen, dass eine gemeinsame *Datenbank entsteht*. Die Struktur der Datenbank ist dem Fertigungsprozess entsprechend anzupassen. Es bietet sich an, die Datenstruktur bauteil- oder prozessspezifisch aufzubauen.

Ist die Datengrundlage spezifiziert, erfolgt die *Fehlereinflussanalyse*. Darin werden Prozessbeteiligte, vorzugsweise Experten, befragt, welche Fehler im Prozess auftreten können und welche Fehler mit anderen Fehlern korrelieren. Unterstützt werden die Befragten hierbei durch ein Vorgehensschema, das einer FMEA ähnlich ist. Die Analyse ist sehr gründlich durchzuführen und gegebenenfalls zu wiederholen. Sie bildet die Grundlage für die entstehende Datenbank, die wiederum die Grundlage für die Detektion von Prozessstörungen bildet. Auf dieser Grundlage kann die Ersatz-RPZ (siehe Abschnitt 4.4.1) berechnet werden. Sie gibt ein Ranking der gelisteten Fehler vor.

Anschließend werden für den Prozess denkbare *Sensorerweiterungen aufgelistet* und mit der *erneuten Berechnung der Ersatz-RPZ* bewertet. Der relative Nutzen der Zusatzsensorik lässt sich durch prozentuales Auftragen der resultierenden Fehler-RPZ-Werte darstellen. Eine *Auswahl der zu überwachenden Fehlerzustände* ist zu treffen. Fehler, die innerhalb der ersten 70 % der Nutzenfunktion auftreten, sollten betrachtet werden, soweit dies technisch möglich ist.

Abbildung 4.13 listet die erforderlichen Prozessschritte für die Durchführung einer strukturierten Prozessanalyse im Hinblick auf die Auswahl geeigneter Sensorik für die Prozessüberwachung auf.

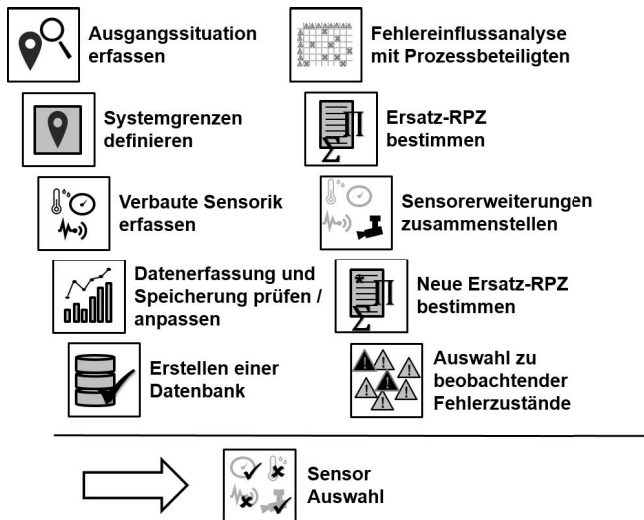


Abbildung 4.13: Erforderliche Prozessschritte für die Durchführung einer strukturierten Prozessanalyse mit kleinen Datenbasen

Werden im Nachgang Prozessverläufe angepasst und wird die Sensorkonfiguration verändert, so ist der Leitfaden erneut zu durchlaufen. Auf die erneute Spezifizierung der Ausgangssituation kann verzichtet werden.

Handlungsbedarf und Lösungsraum:

Die Fertigung wurde mit der Methodik der prozessorientierten Analyse komplexer Fertigungsprozesse mit beschränkter Datenbasis ganzheitlich betrachtet.

Handlungsbedarf und Lösungsraum:

Wechselwirkungen zwischen einzelnen Fertigungsteilprozessen wurden bei der Analyse mit der oben genannten Methodik untersucht.

5 Methode zur prozessorientierten Datensegmentierung und Modellierung basierend auf Teilmodellen

In diesem Kapitel erfolgt die Modellbildung für den Montageprozess. Damit bildet es den Kern der tatsächlichen Modellierung des Fertigungsprozesses innerhalb dieser Arbeit. Für die Modellbildung werden die zuvor gefundenen Datenstrukturen verwendet, um die Modellstruktur daran anzulehnen. Ziel ist die Erreichung einer Modellqualifizierung mit möglichst geringem Datensatz. Hierfür wird ein teilsystembasiertes Modell erstellt. Die Auswahl der Teilsysteme orientiert sich an den vorhandenen Datenstrukturen und den bereits erstellten Unterteilungen der Daten in verschiedene Datenbereiche. Ziel der Modellbildung geht es darum, Störungen zu erkennen und Korrekturen frühzeitig durchzuführen sowie eine Montagegenauigkeitsschätzung zu ermöglichen. Zusätzlich werden die tatsächlichen Fehlerzusammenhänge datenbasiert untersucht. Das Kapitel beschreibt den (blauen) Bereich der Datenverarbeitung und Rückführung und ist in Abbildung 4.2 im unteren Bildbereich zu finden. Der Ausschnitt aus dem Vorgehensschema ist in Abbildung 5.1 als Teil von Abbildung 3.1 zu sehen.

Begonnen wird mit der Vorstellung des ausgewählten Prozessmodells und der Erläuterung des konkreten Aufbaus. Anschließend erfolgt bei ausgewählten Teilsystemen eine Modellbildung, die aus aktuellen Fertigungsdaten Störungen detektiert. Die ausgewählten Teilsysteme werden einzeln mit einer separaten Datenbasis verifiziert. Mittels einer Hauptfunktion werden die einzelnen Teilsysteme zu einem Ein- bzw. Ausgabesystem verschaltet. Abschließend erfolgt die Integration von Handlungsanweisungen für den Bediener sowie die Bestimmung einer Montagegenauigkeit, die es ermöglicht, bereits während der Produktion abzuschätzen, ob die geforderten Montagetoleranzen eingehalten werden können.

5.1 Das Prozessmodell

Zuerst werden die Zielvariablen (*Output*) der Optimierung definiert. Ziel ist die Verbesserung der Produktqualität und damit die Optimierung der Endpositionierung der jeweiligen Montagepartner zueinander. Zusätzlich wird eine Stabilisierung des Montageprozesses und damit ein verkürztes Anfahrverhalten („Ramp up“) sowie eine Früherkennung von Fehlern und eines Verschleißes erzielt. Die Eingangsparameter (*Input*) sind vielfältig. Generell können alle im Prozess verfügbaren und

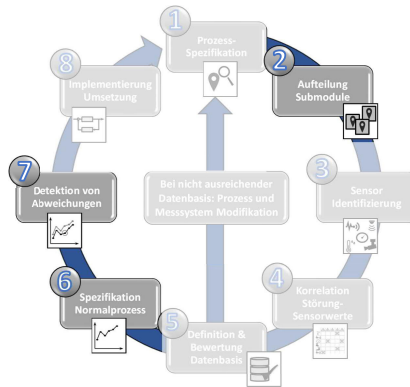


Abbildung 5.1: Aktueller Ausschnitt aus der Präzisionsmontagemethode

messbaren Parameter als Eingang genutzt werden. Jedoch haben nicht alle im gleichen Maße Einfluss auf den *Output*. Als Eingang (*Input*) werden im Abschnitt 4.4.2 *Festlegen der auszuwertenden Sensoren im Prozess* alle definierten Sensordaten sowie alle Parameter, die im Abschnitt 4.3 *Aufteilen in Datenbereiche – Das Prozessmodell* diskutiert wurden, festgelegt. An dieser Stelle wird (vgl. Abbildung 5.1 sowohl der Schritt 2 „Aufteilung in Submodule“ abgeschlossen wie auch der Schritt 6 „Spezifikation Normalprozess“ bearbeitet.

Zu Beginn wird die zugrunde liegende Datenbasis gebildet, und es werden gemäß der in Abschnitt 4.4 eingeführten Methode die korrekte Sensorauswahl und daraus resultierend die Datenbank geprüft. Darauf aufbauend wird die entstehende Modellstruktur so gewählt, dass eine Untergliederung in Teilprozesse erfolgt und aufgezeichnete Messwerte einem bekannten Teilprozess und damit Submodul zugeordnet werden. Dies vereinfacht die Fehlerfindung und minimiert zusätzlich die erforderliche Datenbasis. Bei diesem Ansatz wird bereits bekanntes Wissen genutzt, um die Modellstruktur geschickt aufzubauen – dies entspricht der sogenannten *White-Box-Modellierung*. In Abschnitt 5.4 *Vergleich des gefundenen Modells mit einem Black-Box-Ansatz* erfolgt anschließend der Vergleich mit einer unstrukturierten Korrelationsanalyse verfügbarer Messwerte.

Es schließt sich eine Untergliederung des komplexen Gesamtprozesses in kleine Teilprozesse an. Dabei kann, wie auch bei der Datenbasis geschehen und in Abschnitt 4.3 beschrieben, eine Aufteilung in die vier Subgruppen *Prozess*, *Maschine*, *Umgebung* und *Produkt* vorgenommen werden und diese Untergliederung in hierarchischen Abstufungen sukzessive erfolgen. Hierbei werden in jedem Prozessbereich

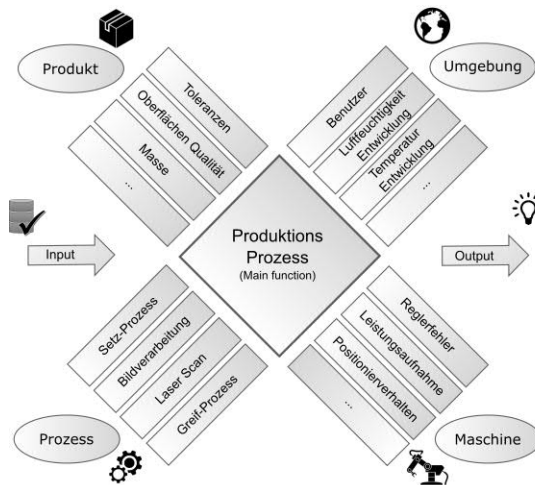


Abbildung 5.2: Prozessmodell untergliedert in die Subgruppen Prozess, Maschine, Umgebung und Produkt mit den zugeordneten Submodulen

weitere Datenstrukturen abgelegt. Äquivalent werden in der Modellbildung in jedem Teilbereich weitere separate Prozessmodelle (Submodule) geschaffen, die anschließend mittels einer Hauptfunktion vernetzt werden. Diese Untergliederung ist erforderlich, um auf diese Weise eine Einzelqualifizierung der jeweiligen Module zu ermöglichen, da anders ein derart komplexer Fertigungsprozess auf der Grundlage der kleinen verfügbaren Datenbasis nicht beschreibbar ist. Das daraus entstehende Prozessmodell ist in Abbildung 5.2 zu sehen. Der Vorteil einer solchen Untergliederung liegt darin, dass das Modell aufgrund seiner Modularität leicht auf einen anderen Fertigungsprozess übertragen und entsprechend konfiguriert werden kann.

5.1.1 Aufbau von Submodulen

Im Folgenden wird auf der Basis des vorangegangenen Kapitels der Aufbau beispielhafter Submodule beschrieben. Die einzelnen Module werden in ihrer Funktionsweise möglichst einfach gehalten, um den erforderlichen Rechenaufwand zu minimieren.

Um das Ziel einer Modellqualifizierung mit einem Datensatz von möglichst geringer Datenmenge zu erreichen, wird zunächst die Detektion von Auffälligkeiten im Prozessverhalten des Montagesystems forciert. Dazu eignet sich im Wesentlichen die Detektion von definierten Fehlerzuständen (siehe dazu Abschnitt 4.4.1 *Korrelationen zwischen Fehlern und Sensorwerten*), die mithilfe von Expertenwissen

gewonnen werden. Für die strukturierte Analyse wird vorwiegend die Datenanalysetechnik der Klassifikation gewählt. Die alternative Anwendung von Clusterverfahren ist weniger effizient als der Einsatz von Klassifikationstechniken, da der Zielwert für die Attributsortierung unbekannt ist (siehe dazu im Kapitel zum Stand der Technik die Abschnitte *2.2 Data Mining*, *2.2.1 Datenbanken – Bereitstellen von Daten* und *2.2.2 Datenanalyse als Methode des Data Minings*). Um Auffälligkeiten ohne direkten Bezug zum Fehler zu finden, wird zusätzlich noch eine *Black-Box*-Analyse durchgeführt, um vermeintlich unzusammenhängende Ereignisse auf deren Korrelation zu prüfen. Hierbei werden zwei oder mehr Messwerte sowie deren zeitliche Veränderung mit einem Korrelationsalgorithmus auf ihre Abhängigkeit hin analysiert. Diese Analyse liefert nur bei hinreichender Datenbankgröße sinnvolle Ergebnisse (siehe dazu Abschnitt 5.4). Aus den in Kapitel 4 eingeführten Daten beziehungsweise Fehlergruppen werden für die Modellierung entsprechend Gruppen gebildet, im Weiteren als Subgruppe bezeichnet. Die aufzubauenden Submodule sowie die zugehörigen übergeordneten Subgruppen ergeben sich aus Abbildung 5.2 und sind:

- Subgruppe Prozess
 - Bauteil-Ebenenausgleich
 - Bildverarbeitung
 - Bauteil handhaben (greifen, setzen)
- Subgruppe Maschine
 - Achsenpositionierverhalten
 - Reglerfehler
- Subgruppe Produkt
 - Oberflächenqualität
 - Bauteilverunreinigungen
- Subgruppe Umgebung
 - Temperaturverhalten
 - Bediener

Eine detaillierte Beschreibung der Funktionsweise der einzelnen Module findet sich in den nachfolgenden Kapiteln. Im Folgenden werden die oben genannten Module aufgebaut und deren Funktionsprinzip wird dargelegt.

5.1.2 Spezifikation des Normalprozesses und Detektion von Abweichungen – Modellbildung

Zur Beschreibung des ungestörten Prozesses, an dieser Stelle Normalprozess genannt, werden verschiedene Methoden zur Datenanalyse genutzt. Beispielsweise können Prozessparameter aufgezeichnet werden, um sie mit späteren Parametern direkt zu vergleichen oder Grenzwerte festzusetzen. Alternativ kann eine Parameterverteilung angelernt werden, die als Vergleichsgrundlage für spätere Prozesse dient. Ergebnis der Normalprozessspezifikation ist ein Modell, das das Systemverhalten abbildet und in der Lage ist, einen Prozess, der sich innerhalb der gesetzten Randbedingungen bewegt, als normal beziehungsweise ungestört zu erkennen. Weitergehend lassen sich Abweichungen vom erwarteten Verhalten detektieren. Jedem Fehlerzustand können zusätzlich, resultierend aus dem Expertenwissen, Handlungsanweisungen zur Fehlervermeidung bzw. -behebung zugeordnet werden. Während der eigentlichen Datenanalyse mit Blick auf Störungen muss die Datenvorverarbeitung (siehe Abschnitt 2.2.1) mit Vorsicht erfolgen, da das Ziel der Datenanalyse das Auffinden von Störungen ist und diese nicht zuvor herausgefiltert werden dürfen.

Um das Modell zu vereinfachen, werden Teilmodelle aufgebaut. So bleibt die Komplexität der einzelnen Teilmodelle klein und es werden weniger Daten für die Modellqualifizierung benötigt. Ziel der Teilmodelle ist die Fehlerdetektion. Erkannte Auffälligkeiten werden an die Hauptfunktion zurückgemeldet und durch diese weiterverarbeitet. Sie übernimmt die Aufgabe, Zusammenhänge zwischen einzelnen Submodulen abzubilden. Viele der Submodule können zusätzlich für die Prognose der resultierenden Fertigungsgenauigkeit herangezogen werden. Dies gilt jedoch nicht für alle Submodule, wie beispielsweise das Benutzerverhalten oder Veränderungen im Umgebungseinfluss, die nur für die Detektion von Prozessstörungen genutzt werden.

Auffälligkeiten werden in den jeweiligen Submodulen mithilfe von Algorithmen gefunden, die beispielsweise nach Ausreißern oder Veränderungen im Trend eines Parameters suchen. Solche Algorithmen sind beispielhaft im Anhang unter Abschnitt A.2.1 zu finden. In der nachfolgenden Aufstellung in Tabelle 5.1 ist eine Übersicht über die in Abbildung 2.4 dargestellten Data-Mining-Algorithmen sowie deren Anwendung innerhalb dieser Arbeit zu sehen.

Die Assoziationsanalyse wird verwendet, um in Abschnitt 4 erste Zusammenhänge zwischen Parametern zu erkennen. Die Anwendung der Assoziationsanalyse bietet sich an, wenn Regeln für Abläufe oder Beziehungen von Ergebnissen gefunden werden sollen. Diese Technik wird ausgewählt, um das Expertenwissen in den Prozess zu integrieren. Bekannte Ereigniskausalitäten lassen sich so mathematisch beschreiben. Daraus resultierend werden sowohl die theoretischen wie auch die praktischen Korrelationen zwischen Prozessparametern untersucht. Algorithmen der Korrelationsanalyse sind im Hauptmodul der **Präzisionsmontagemethode** umgesetzt worden. Sind Ereigniskausalitäten noch unbekannt, lassen sie sich mit dem Algorithmus zur Korrelationsanalyse aufdecken. Mathematische Abhän-

Assoziation	Korrelation	Regression	Klassifikation	Clustering
Theoretische Analyse Kapitel 4	Theoretische sowie praktische Analyse Kapitel 4 & 5	Sinnvoll bei starken Parameterkorrelationen. Datenbasis zu klein. Nur ausgewählte Parameter in Kapitel 6	Innerhalb der Submodule abgebildet Kapitel 5 & 6	Sinnvoll bei großen Datenbasen mit unbekannter Struktur

Tabelle 5.1: Übersicht über verwendeten Data-Mining-Algorithmen in Anlehnung an Abbildung 2.4

gigkeiten lassen sich beschreiben und daraus neue Prozesskausalitäten entdecken. In dem zuvor beschriebenen Hauptmodul findet sich die auf der Korrelation aufbauende Regressionsanalyse, die zur Prognose von Montagetoleranzen eingesetzt wird. Werden in einem Prozess die entscheidenden Parameter zur Prozessbeschreibung entdeckt, können aus ihnen Prognosen gebildet werden. Ein mathematisch einfaches Prinzip ist die Regression, die aus bekannten Entwicklungen bei Parametervariation eine zukünftige Entwicklung ableitet. Das Verfahren der Klassifikation findet innerhalb der einzelne Submodule Anwendung, um diesen das „Erlernen“ von Entscheidungsgrenzen zu ermöglichen. Lassen sich Entscheidungsgrenzen nicht fest definieren, so können sie dynamisch durch die Klassifikation von Vorgängerdaten berechnet werden. Dies ermöglicht ein adaptives Auffinden von Ausreißern. Clusterverfahren werden nicht genutzt, da sie für große Datenbasen geeignet sind, die hier nicht vorliegen.

Zur Analyse von Prozessdaten bietet sich die Verwendung statistischer Parameter an. Hierfür kommen Verfahren der Mittelwertbildung oder die Nutzung des Medians infrage. In Kombination mit der Standardabweichung lassen sich so für Maschinenparameter Schwellwerte und Klassengrenzen definieren für den Fall, dass es keine festgelegten Spezifikationsgrenzen gibt. Deren Festlegung kann, besonders bei Teilprozessen mit festgelegten Übergabepunkten, ohnehin bereits erfolgt sein. Diese Spezifikationsgrenzen werden oft vom Kunden bzw. Technologen definiert, um eine erfolgreiche Fertigung zu garantieren. Die Parameter stammen meistens aus der Produktionsvorplanung. Als weitere Alternative zu den genannten Verfahren der Schwellwertbildung können Verfahren der Klassenbildung Anwendung finden (siehe auch Abschnitt 2.2.1). In Abbildung 5.3 sind exemplarische Klassengrenzen für die Setzpositionen des Bauteils A auf das Bauteil B dargestellt. Besonders beim Anfahren von Prozessen („Prozess-Ramp-up“) können Zeitreihenanalysen und die

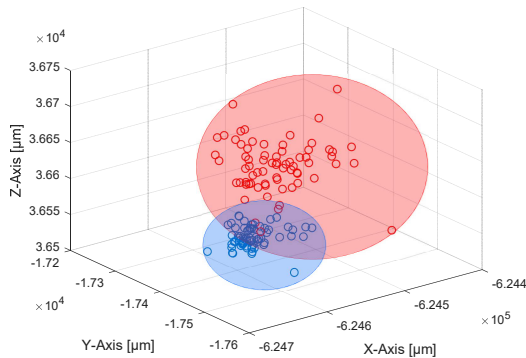


Abbildung 5.3: Dargestellte Absetzposition mit eingezeichneten Klassengrenzen; hier repräsentiert die blaue Menge Gutteile und die rote Menge die auffälligen Teile

Detektierung von Trends in den Datensätzen sinnvoll sein, um den Anfahrprozess zu verkürzen. Hieran lässt sich schnell erkennen, wenn sich ein Prozess in einem stabilen Zustand bewegt. Es kann zusätzlich auf die Mittelwert- bzw. Medianbetrachtung zurückgegriffen werden. Eine Kombination von statischen Größen und einer Trendanalyse, beispielsweise die Betrachtung von Änderungen (Differenziation) oder die Berechnung des gleitenden Mittelwerts, helfen bei der Erkennung von Veränderungen.

Neben der Datenanalyse besteht die Möglichkeit, auf der Basis von Expertenwissen ein Modell zu erweitern. Hierfür können Entscheidungsbäume mit hinterlegten Handlungsanweisungen ein geeignetes Vorgehen sein (siehe dazu Abschnitt 2.2.2). Dem Experten ist durch seine Prozess Erfahrung bekannt, dass aus definierten Auffälligkeiten mit einer bestimmten Wahrscheinlichkeit ein bestimmter Fehler resultiert. Solche Fehlerabhängigkeiten wurden in Abschnitt 4.4 ermittelt. Die Fehlerabhängigkeiten lassen sich mithilfe einer FMEA in eine Fehlerverknüpfungsmatrix überführen. Die Hauptfunktion kann diese Fehlerverknüpfungen selbstständig aus vorliegenden Prozessdaten ermitteln. Eine Übersicht bietet Abbildung 7.3. Zu beachten ist dabei, dass die erforderliche Datengrundlage umso größer ist, je mehr das Modul selbst über den Prozess lernen muss.

In Abschnitt 2.4 **Vorgehen zur Fehlersystematisierung** wurden einige Verfahren für die Fehlersystematisierung vorgestellt. Die Methodik der Fehler-Möglichkeiten-Einfluss-Analyse (FMEA) wurde bereits in Kapitel 4 detailliert durchgeführt, um die wichtigsten Fehlertypen zu identifizieren und somit eine geeignete Datenbasis zu erstellen. Zusätzlich fand eine Assoziationsanalyse der auftretenden Auffälligkeiten in Kapitel 4 statt. Hierbei wird ein Netzwerk erstellt, in dem sich Auffälligkeitsbedingungen sowie Vorgänger-Nachfolger-Beziehungen der identifizierten

Auffälligkeiten zeigen. In Abschnitt 2.2.2 wurden weitere Data-Mining-Algorithmen sowie die Verwendung von Entscheidungsbäumen vorgestellt. Klassifikatoren lassen sich mit der Grundstruktur eines Entscheidungsbaumes kombinieren, da in einem Entscheidungsbaum Regeln für die Auswahl des zu verfolgenden Astes getroffen werden müssen. Diese Regeln oder Entscheidungen können mithilfe von verschiedenen Klassifikations- und Clustertechniken gewonnen werden. Zudem ist es sehr leicht möglich, Expertenwissen in einen Entscheidungsbaum zu integrieren, da auch expertenbasierte Regeln gut durch Astverzweigungen abzubilden sind. Entscheidungsbäume lassen sich aufgrund ihrer hierarchischen Struktur sehr rechenzeiteffizient programmieren. Treten allerdings komplex geformte Klassengrenzen auf, kann der Entscheidungsbaum an seine Grenzen kommen, da er alle Attribute einzeln betrachtet und komplexe Wechselwirkungen so gegebenenfalls unentdeckt bleiben. Diese Schwierigkeit tritt bei statistisch unabhängigen Parametern nicht [100] auf. Wechselwirkungen innerhalb von Submodulen können durch Expertenwissen und geschickten Aufbau der Baumstruktur sowie der anschließenden Vernetzung der Submodule dennoch erkannt werden. Um Wechselwirkungen zwischen den einzelnen Modulen entdecken zu können, kommt die Hauptfunktion (Abschnitt 5.3) zur Anwendung, in deren Rahmen eine Korrelationsanalyse aller gefundenen Auffälligkeiten erfolgt. Zusätzlich wird in dem *Black-Box*-Modellteil (siehe Abschnitt 5.4) eine Bildkorrelation aller Systemparameter durchgeführt.

Der bei der Betrachtung des Standes der Technik vorgestellte naive Bayes-Klassifikator wird nicht eingesetzt. Seine Anwendung setzt diskrete Merkmale voraus. Diskrete Merkmale sind in der aktuellen Datenbasis nicht gegeben. Eine Diskretisierung der Daten ist erforderlich. Hierbei besteht die Gefahr, dass durch das Setzen diskreter Grenzen je nach Wahl des Wertebereichs unterschiedlich gewichtete Parameterverteilungen die Folge sind. So können Ergebnisse, besonders bei kleinen Datensätzen, leicht verzerrt werden. [100] [81]

Die Nutzung von neuronalen Netzen eignet sich nur bei großen Datenbasen, bei denen der funktionale Zusammenhang der einzelnen Elemente und Funktionen nicht bekannt ist. Das Trainieren von künstlichen neuronalen Netzen ist mit erheblichem Aufwand in der Datenaggregation verbunden. Es ist eine große Trainingsdatenbasis erforderlich, um die Kantengewichte ausreichend zu trainieren.

Die letzte noch unbehandelte Technik aus Abbildung 2.4 ist die Regressionsanalyse. Sie setzt eine zuvor erfolgte Korrelationsanalyse voraus. Ist eine Grundabhängigkeit der untersuchten Parameter nicht gegeben, so sind die Ergebnisse einer Regressionsanalyse wenig aussagekräftig.

Zur Modellbildung einzelner Submodule wird im Weiteren das an die Fehlerbaumanalyse (FTA) angelehnte Verfahren des Entscheidungsbaumes, dessen Entscheidungen auf Klassifikationen beruhen, eingesetzt und mithilfe einer Korrelationsanalyse erweitert.

5.2 Modellierung ausgewählter Submodule

In diesem Abschnitt werden ausgewählte Teilmodule (Submodule) vorgestellt und ihre jeweilige Funktionsweise detaillierter beschrieben. Hierbei dienen die Submodule zur „Detektion von Abweichungen“ im Prozess, welches dem Prozessschritt 7 aus Abbildung 5.1 entspricht. In Abbildung 5.2 wurden das **Prozessmodell**, die darin enthaltenen Submodule sowie die Aufteilung dieser Submodule in Subgruppen eingeführt. Die einzelnen Submodule lassen sich dabei in vier Gruppen, sogenannte Subgruppen, einordnen. Die Validierung der einzelnen Submodule sowie des gesamten Prozessmodells erfolgt danach in Kapitel 6. Anschließend werden die einzelnen Submodule der vier Subgruppen *Maschine*, *Prozess*, *Produkt* und *Umgebung* aufgebaut. Die jeweiligen Ablaufdiagramme zu den aufgebauten Submodulen finden sich im Anhang in Abbildung A.4.

5.2.1 Subgruppe Maschine

Begonnen wird der Modellierungsprozess mit dem Bereich der Maschine. Der Modellierungsprozess dieses Prozessbereiches ist thematisch dem Verschleißverhalten und der Verschleißprognose von Maschinen (siehe Kapitel 2.3) zuzuordnen. Die Aufgabe dieses Submoduls ist die Ausgabe von detektierten Auffälligkeiten im Verschleißverhalten der genutzten Anlage sowie eine Abschätzung der erreichbaren Montagegenauigkeit. In den Tabellen A.20 bis A.24 sind detektierbare Fehlertypen

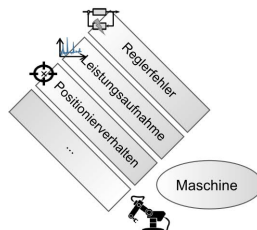


Abbildung 5.4: Aktueller Ausschnitt aus dem **Prozessmodell**

aus dem Bereich der Maschine zu sehen, die in Kapitel 4 eingeführt wurden. In Abschnitt 4.4.2 findet sich der Vorschlag, über Zusatzsensorik die Motorströme der Maschine zu erfassen. Diese Erfassung wird innerhalb dieses Submoduls umgesetzt. Das vorliegende Submodul beinhaltet die Bereiche *Positionierung*, *Zuführung* und *Endeffektor*. Die Punkte *Zuführung* und *Endeffektor* werden in Submodule des *Sensorsystems* integriert, weshalb im Wesentlichen die *Positionierung* betrachtet wird. Die Zuordnung in den Bereich des *Sensorsystems* ist darin begründet, dass diese Fehler sich gut mit der vorhandenen Sensorik erfassen lassen und ohne zusätzliche Messzyklen betrachtet werden können. Die *Positionierung* besitzt zudem das

meiste Potenzial für Verbesserungen. Das kann an den neun Verknüpfungspunkten (Quadraten) in Tabelle A.1.4 abgelesen werden.

In Abschnitt 4.4 wurde eine FMEA zur Fehlergewichtung vorgenommen. Aus der FMEA resultiert die Tabelle 5.2. Werden die Hauptfehlertypen betrachtet, so sind im Wesentlichen die Punkte Achsenverschleiß, Reglerfehler und Offset-Fehler mit einer hohen RPZ bewertet und haben damit großen Einfluss auf den Prozess. Die UV-Leiter werden im Submodul nicht abgebildet, da sie nicht aktuiert sind und ihre Erfassung einen hohen technischen Aufwand bei geringem Nutzen (RPZ-Werte liegen unter 20) bedeuten würde. Im Bereich Maschine werden, wie in Abbildung 5.4 zu sehen ist, die Teilmodule *Reglerfehler*, *Leistungsaufnahme* der Achsen und *Positionierverhalten* des Montagesystems aufgebaut. Die Offset-Fehler der Achsen

ID	Fehler	H	B	E	RPZ
2	Offset-Fehler	9,2	7	10	644
4	Erhöhter Achsverschleiß	2,6	7	7,9	144
5	Reglerabweichung	3,5	4	10	140
41	Systemexterne mechan. Schwingungen	1,8	4	7,6	55
66	UV-Leiter nicht richtig ausgerichtet	2,6	4	1,9	20
67	UV-Leiter geknickt	2,6	4	1,7	18

Tabelle 5.2: Ergebnisse der FMEA aus Abschnitt 4.4 für die Fehler, die die Maschinenkomponente betreffen

werden durch die Robotersteuerung bereits detektiert. Anderweitig entstehende Offset-Fehler können durch Ansätze der Bildverarbeitung (Abschnitt 5.2.2.1) oder Messungen mithilfe des Laserscanners (Abschnitt 5.2.2.3) gefunden werden. Dies gilt zum Teil auch für mechanische Schwingungen des Systems. Auch Reglerfehler werden durch die Robotersteuerung überwacht. Kommt es zu Achsschwingungen oder anderem Störverhalten, lässt sich das über eine FFT-Analyse der Achsen detektieren. Die Möglichkeit eine solche Analyse ohne Zusatzsensorik zu nutzen, ist bei vielen modernen Robotern bereits gegeben. Das aufzubauende Submodul legt den Fokus auf den Achsenverschleiß. Die Systemschwingungen werden in den Sensormodulen *Bildverarbeitung* (Abschnitt 5.2.2.1) und *Ebenenausgleich* (Abschnitt 5.2.2.3) mit betrachtet.

Es wird ein Submodul erstellt, dass das Achsenpositionierverhalten anhand der Erfassung von Motorströmen (Abschnitt 5.2.1.1) analysiert. Weiter wird eine Vermessung vorgestellt, die eine Aussage über das tatsächliche Positionierverhalten des Roboters ermöglicht (Abschnitt 5.2.1.2). Der genutzte Roboter verfügt nicht über Methoden zum Error-Tag, wie es in Zusammenhang mit dem Stand der Technik vorgestellt wurde. Zur Erfassung von Motorströmen kam bei diesem Submodul ein externes Messgerät zum Einsatz. Die gleichzeitige Überwachung von mehreren Achsen ist damit nicht gegeben. Aus diesem Grund kann die Überwachung von Motorströmen nur getrennt vom Produktionsprozess in sogenannten Messfahrten erfolgen. Aktuelle Roboter verfügen über Werkzeuge, mit denen es möglich ist, aktuelle Regelparameter auszugeben oder Motorströme während des Prozesses zu analysieren. Dennoch ist es auch bei Robotern, die permanent auf Achsenleistungsdaten zugreifen können, sinnvoll, gezielte Messfahrten einzuführen (siehe dazu weiter unten zur FFT-Analyse). Messfahrten können sowohl indiz- wie auch zeitgesteuert ausgelöst werden. Indizgesteuerte Messfahrten werden durch vorgeschaltete Analysemodule bei Auffälligkeiten ausgelöst, die auf das Achs- bzw. Positionierverhalten des Roboters zurückzuführen sind. Eine beispielhaftes indizgesteuertes Vorgehen ist in Abbildung 5.5 dargestellt. Eine Ergänzung bildet eine zusätzliche zeitgesteuerte Auslösung von Messfahrten, die beispielsweise bei Prozessanfahren oder bei einem Produktwechsel ausgelöst wird.

Um die beschriebenen Fehler in den Prozessdaten zu analysieren, werden in den nachfolgenden Abschnitten die Submodule *Positionierverhalten* und *Leistungsaufnahme* (vgl. Abbildung 5.4) aufgebaut. In Abbildung 5.5 ist ein Schema zum Auffinden von Achsenverschleiß aufgezeichnet. Das dargestellte Schema wurde bereits in einem Paper [108] vorgeschlagen. In Abbildung 5.5 bilden das Submodul *Positionierverhalten*, die Funktion *Beobachtung der Achsenposition* sowie die inkrementelle Vermessung der Achsen (Abschnitt 5.2.1.2) und das Submodul *Leistungsaufnahme* die Überwachungsfunktion der Leistungsaufnahme (Abschnitt 5.2.1.2) ab.

5.2.1.1 Leistungsaufnahme ausgewählter Achsen

Innerhalb dieses Moduls wird die Leistungsaufnahme ausgewählter Achsen analysiert. Das erlaubt Rückschlüsse auf das Verschleißverhalten der untersuchten Achsen. Treten im Vorfeld Indizien für Auffälligkeiten im Achsenpositionierverhalten auf, etwa in dem Submodul der Kamerakalibrierparameter, oder werden Schwingungen im Bildverarbeitungsmodul oder Ebenenausgleich ermittelt, so werden entsprechende Messfahrten vorgeschlagen. Die Kamerakalibrierparameter eignen sich in besonderem Maße, da sie in regelmäßigen Abständen erfasst werden und vom Verschleißverhalten des Roboters abhängen.

Wird eine Messfahrt mit Achsenleistungsmessung eingeführt, so ist diese Messung zwar nicht sehr zeitintensiv, sollte aber in Fertigungspausen gelegt werden, da der Roboter nicht zur Verfügung steht. Zu beachten ist bei einer solchen Messung, dass der Messbereich, in diesem Fall der Verfahrbereich der Achsen, geeignet ge-

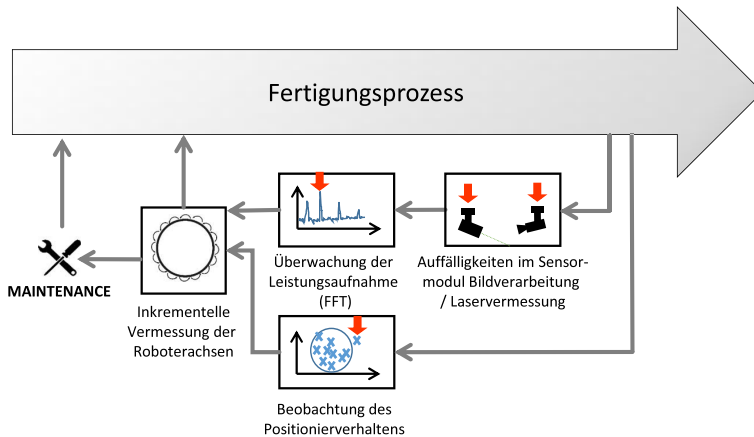


Abbildung 5.5: Schema zur Beschreibung des Ablaufs zum Auffinden von Achsauffälligkeiten

wählt wird. Innerhalb eines Montageprozesses werden im Regelfall nur bestimmte Bereiche der Roboterachse genutzt. Häufig genutzte Achsenbereiche unterliegen erhöhtem Verschleiß. Um Verschleißbereiche ermitteln zu können, muss bei der Wahl der Messbereiche für die Messfahrt entsprechend der Bereich überfahren, das heißt der Messbereich vergrößert werden. So kann beispielsweise eine erhöhte Leistungsaufnahme des Roboters in häufiger genutzten Achsbereichen oder beim Überfahren der Bereichsgrenzen ermittelt werden. Zu beachten ist die Wahl einer aussagekräftigen Geschwindigkeit. Wichtig ist, dass eine Messung der Roboterachsen in neuem, unbeschädigtem Zustand erfolgt ist, damit Vergleichsparameter vorliegen. Zusätzlich sind Effekte wie beispielsweise Anfahrmomente zu berücksichtigen, die ebenfalls zu Ausreißern führen können. Innerhalb dieser Vermessung wurde eine intakte Achse eingemessen. Jeder Teilstrich entspricht dem Überfahren des kompletten Achsenbereiches. In jedem der drei Durchläufe ist bei der ersten Überfahrt deutlich das Anfahrmoment des Roboters zu erkennen.

Im folgenden Versuch wird die Möglichkeit einer Verschleißdetektion mittels Leistungsüberwachung gezeigt. Dieser Versuch ist in Abbildung 5.5 in der Box „Überwachung der Leistungsaufnahme (FFT)“ dargestellt. Gewählt wird eine Achse, bei der bekannt ist, dass Verschleiß vorliegt. Zu erwarten ist, dass bei der Messung der Leistungsaufnahme der betreffenden Achse Leistungsmaxima auftreten. Während der Bewegung der Roboterachse erfolgt eine Leistungsmessung. In Abbildung 5.6 ist zu sehen, dass sieben Maxima im Signal gefunden werden. Diese sind jeweils mit einem Dreieck markiert. Zum Auffinden von Ausreißern wurde ein Algorithmus

eingesetzt, der sowohl den aktuellen Mittelwert und die Standardabweichung eines Signals nutzt wie auch Sprünge in der Ableitung berücksichtigt (siehe Listing A.4). Lokale Extrema, die außerhalb der Standardabweichung liegen, werden gefunden. Ursache für die Maxima in der Leistungsaufnahme der Achsen sind verschlissene Achsbereiche. Das Überfahren von beschädigten Achsbereichen der Linearführung der Roboterachsen erfordert einen erhöhten Energiebedarf, der sich als Maximum in der Leistungsaufnahme zeigt. Zum Abgleich wird der verschlissene Achsbereich mit einem weniger beanspruchten Bereich derselben Achse verglichen. In diesem finden sich, wie erwartet, deutlich weniger Ausreißer, zu sehen in Abbildung 5.7. Eine vereinfachte Übersicht über die Entscheidungen des Submoduls bietet Abbildung A.4. Ist die Anzahl an Auffälligkeiten hoch oder werden diese an immer derselben Stelle der Achse gefunden, so sind weitere Untersuchungen vorzunehmen (siehe Abbildung 5.5). Zudem wird ein Erwartungswert für die Standardabweichung und den Mittelwert festgelegt. Sollten sich diese Werte über die Zeit stark verändern, sind ebenfalls weitere Prüfungen vorzunehmen.

Eine Alternative zu dem vorgestellten Algorithmus zur Detektion von Auffälligkeiten bietet eine FFT-Analyse. Mit ihr können Störfrequenzen innerhalb des Leistungssignals der Roboterachsen durch Transformation des Signals in den Frequenzbereich gefunden werden. Eine Analyse mittels FFT (siehe Abschnitt 2.2.2) ist mit dem oben aufgezeichneten Signal jedoch nicht möglich, da es in zu geringer Frequenz abgetastet wurde. Anhand eines anderen Roboters wurde mit systemin-

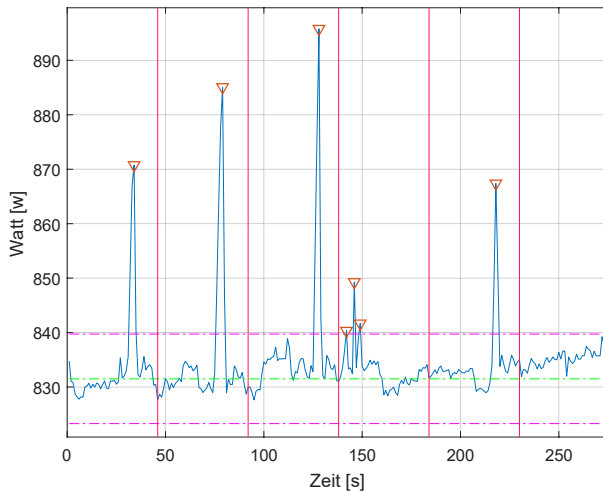


Abbildung 5.6: Leistungsmessung der Drehachse des Roboters; an bestimmten Stellen wurden Störungen erkannt, die in der Messung markiert wurden

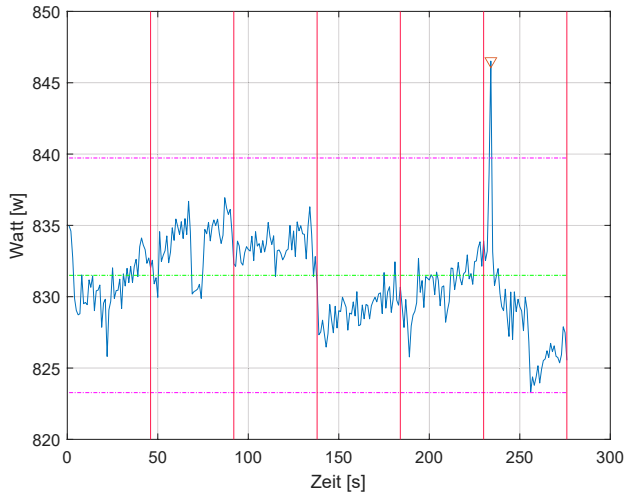


Abbildung 5.7: Leistungsmessung der Drehachse des Roboters; weniger beanspruchter Achsbereich; gezeichnete Grenzen (3σ)

ternen Sensoren eine Leistungsmessung mit zeitlich höherer Abtastung durchgeführt. Dies bietet die Möglichkeit zur Durchführung der **FFT**-Analyse. Dabei wird mit dem Algorithmus (siehe Listing A.6) das aufgezeichnete Signal in den Frequenzbereich transformiert. Treten neben der Hauptfrequenz Nebenfrequenzen auf, liegt ein Störverhalten vor. Zu sehen ist der Vergleich einer Achse mit und ohne Störfrequenzen im Anhang in den Abbildungen A.15 und A.16. Störfrequenzen lassen ebenfalls wie die erhöhte Leistungsaufnahme auf Verschleiß oder Systemschwingungen schließen. Bereits kleinere Abweichungen in den Signalen können durch eine **FFT**-Analyse visualisiert werden. Besteht im System die Möglichkeit einer solchen Analyse, ist diese ergänzend zu der Analyse der Leistungsspitzen durchzuführen.

5.2.1.2 Positionierverhalten der Roboterachsen

Ein Indikator für die Durchführung einer Achsenleistungsvermessung ist die kontinuierliche Beobachtung von Roboterachsenpositionen. Werden beispielsweise Bauteile aus Magazinen gegriffen, so sollte sich die Greifposition innerhalb sehr enger Grenzen bewegen. Treten dennoch starke Schwankungen auf, so sind weiterführende Messfahrten bzw. Untersuchungen vorzunehmen. Solche Schwankungen, die als Indikator dienen können, sind beispielsweise in Abbildung A.11 zu sehen.

Im nächsten Schritt erfolgt eine Vermessung, die eine Aussage über die Positioniergenauigkeit der Achsen ermöglicht. Die Positioniergenauigkeit kann es verschleißbedingt zu Beeinträchtigungen kommen. Der folgende Abschnitt bildet die

Validierung der Ergebnisse, die durch die Submodule im vorangegangenen Abschnitt gefunden wurden. Der gewählte Roboter besitzt in seiner Rotationsachse einen leichten Verschleiß, der durch einen statischen Montagebereich verursacht wurde. Ursache ist, dass im Produktionsbetrieb meist im Winkelbereich von $\pm 2^\circ$ gearbeitet wird. Dies führt zu einem übermäßigen Verschleiß in diesem Nutzbereich. Um diesen Verschleißbereich nachweisen zu können, wird eine weitere Messfahrt eingeführt.

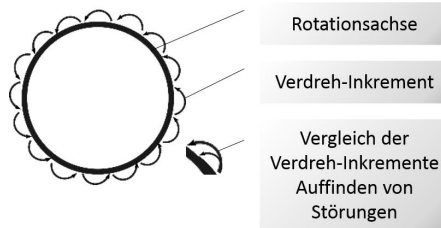


Abbildung 5.8: Schema für die Versuchsdurchführung des Drehversuchs

Die eingeführte Messfahrt nutzt die Bildverarbeitung einer Unterseitenkamera als zusätzliche Sensorik. Nun wird der Bewegungsbereich des Roboters in Abschnitte (hier $0,5m^\circ$) unterteilt. Der Roboter dreht den Prüfkörper jeweils um einen Abschnitt weiter und nimmt mit der Kamera ein Bild auf. Aus diesem Bild kann die tatsächliche Bewegung des Roboters abgeleitet werden. Da das vorgegebene Signal konstant ist, können durch Differenzbildung des aktuellen Winkelwertes zu seinem Nachfolger die einzelnen Schritte (Steps) verglichen werden. Das schematische Vorgehen ist in [Abbildung 5.8](#) aufgezeichnet, das Resultat einer solchen Messung findet sich in [Abbildung 5.9](#). Der Versuch wurde dreimal wiederholt. Es ist zu erkennen, dass Auffälligkeiten wiederkehrend in denselben Achsbereichen (Winkelbereichen) auftreten. Zum Auffinden dieser Punkte wird ein Algorithmus ([Listing A.4](#)) eingesetzt. Er nutzt Grenzwerte wie die Standardabweichung in Kombination mit Kriterien, die Änderungen der Steigung des Graphen beschreiben. Zum Ende der Messung ist eine Drift zu erkennen, was sich dadurch erklären lässt, dass der Roboter mit relativen Achspositionen arbeitet und sich so Fehler zum Ende aufsummieren. Um die Korrektheit der Messung zu überprüfen, wurden zusätzlich verschiedene Achsenbereiche verglichen. Ein solcher Vergleich ist in [Abbildung A.14](#) zu sehen. An dieser Stelle ist deutlich zu erkennen, dass es im Bereich von 0° zu deutlich mehr Auffälligkeiten kommt als im Bereich von 11° . Der hierfür genutzte Messaufbau ist in [Abbildung A.13](#) dargestellt, dazu ein beispielhaftes Bild, das der Roboter für die Positionsbestimmung auswertet. Um den Vermesszyklus zu prüfen, wurde eine weitere Messung durchgeführt. Dabei wurde der Prüfkörper aus [Abbildung A.13\(b\)](#) erneut verwendet und für die Vermessung auf einer mit Vakuum beaufschlagten Aufnahme fixiert. In [Abbildung 5.10](#) ist zu sehen, wie der Prüfkörper in den Ar-

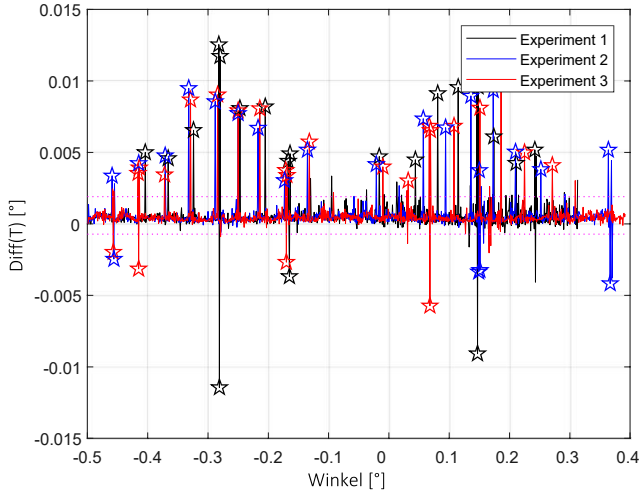


Abbildung 5.9: Auswertung der Bildverarbeitung für den Drehversuch der Roboterachsen; errechnete Differenz der durchgeführten Winkelschritte (Steps)

beitsraum des Roboters eingebracht wird. Anschließend wird er mit der Oberseitenkamera des Roboters vermessen und gegriffen. Nun wird der Prüfkörper abgesetzt, fixiert und erneut durch die Oberseitenkamera vermessen. Die dabei gemessenen Positionen werden anschließend verglichen; sie bilden die Montagegenauigkeit des Roboters nach [43].

Dieser Versuch erweitert den vorigen, da bei ihm die Messung zusätzlich den Greif- und Setzprozess beinhaltet. Die auf diese Weise ermittelte Montagegenauigkeit kann Abbildung A.17 entnommen werden. Zu erkennen ist, dass der stärker verschlissene Achsbereich schlechtere Positionierungsergebnisse liefert. So ist zu sehen, dass sowohl die Positionierung der x-y-Pose stärker streut wie auch die Positionierung durch die Drehachse mehr Ausreißer aufweist. Innerhalb der x-y-Positionierung ist zudem ein Trend zu erkennen. Wird an dieser Stelle eine Untersuchung des empirischen Korrelationskoeffizienten (siehe Gleichung 5.1 nach [8]) durchgeführt, so ergibt dieser eine lineare Abhängigkeit der Parameter.

$$r_{xy} = \frac{\frac{1}{n-1} \cdot \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{s_x \cdot s_y} \quad (5.1)$$

Hierbei bedeuten:

r_{xy}	<i>Korrelationskoeffizient nach Bravais und Pearson</i>
i, n	<i>Laufvariablen sowie Ende für Zeile</i>
x, y	<i>Parametervektor</i>
\bar{x}, \bar{y}	<i>Mittelwert</i>
s_x, s_y	<i>empirische Standardabweichung</i>

Die ermittelte lineare Abhängigkeit ist darauf zurückzuführen, dass es durch das wiederholte Greifen und Setzen des Bauteils zu leichten Verschiebungen kommt. Im Versuchsaufbau wurde darauf geachtet, dass das Bauteil entweder durch einen aktiven Spannmechanismus (Vakuum) durch die Unterseite oder durch den Roboter (Vakuum) gehalten wird, um ein Verrutschen zu vermeiden. Dennoch ist bei der Bauteilübergabe ein Fehler entstanden, wie in den Messergebnissen zu sehen ist. Die in dem Submodul ermittelten Montagegenauigkeiten werden in der Größe

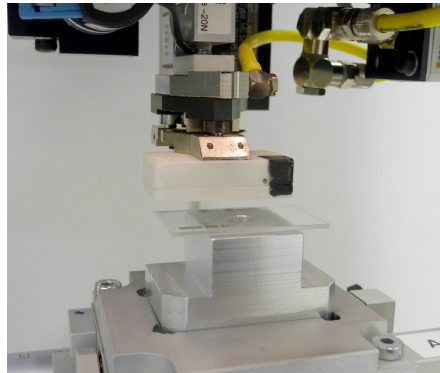


Abbildung 5.10: Versuchsaufbau zur Ermittlung der Montagegenauigkeit

$\mathbf{P}_p(i, l)$ mit $l = \mathbf{Achse}$ zurückgegeben. Diese werden in der Formel 5.4 im Hauptmodul verrechnet.

Da dieser Vermessungszyklus viel Zeit in Anspruch nimmt – er benötigt in etwa 30 Minuten –, muss er entsprechend eingeplant werden. Wird der vorgestellte Messzyklus regelmäßig, beispielsweise einmal pro Woche oder einmal pro Monat angewendet, so kann zudem eine Aussage über die Veränderung im Achsenpositionierverhalten getroffen werden. Auf diese Weise wird ein Tracking des Alterungsverhaltens und daraus eine Vorhersage von Achsenfehlern möglich. Die oben beschriebene Vermessung kann nach Abbildung 5.5 indizienbezogen ausgelöst werden. Ein Indiz ist gegeben, wenn im Modul der Bildverarbeitung oder der Laservermessung Auffälligkeiten im Positionierverhalten des Roboters erkannt werden.

5.2.2 Subgruppe Prozess

Die Subgruppe Prozess verfügt neben der Subgruppe Maschine über den größten Einfluss auf das spätere Produkt. In ihr werden alle Montageteilaufgaben, die den Gesamtprozess bilden, wie *Bildverarbeitung*, *Ebenheitsvermessung* und Ausgleich oder *Greifen* und *Setzen* von Bauteilen zusammengefasst betrachtet (siehe Abbildung 5.11). Da der Prozess den größten Einfluss auf die spätere Montagegenauigkeit hat, wird dieser Teilbereich am detailliertesten betrachtet. Ein besonderer Schwer-

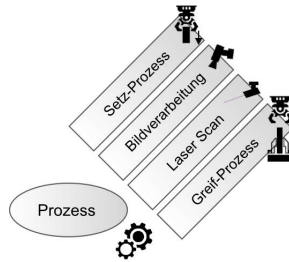


Abbildung 5.11: Ausschnitt des Prozessbereichs aus dem Prozessmodell

punkt wird hierbei auf die beiden Prozesse Ebenheitsvermessung und Bildverarbeitung gelegt. Sie bilden die am stärksten sensorierten Teilprozesse ab, weshalb sie besonders geeignet sind, um Prozessfehler zu erkennen. Werden die Tabellen A.20 bis A.24 im Anhang A.1.4 **Fehler Detektierbarkeit mit vorhandener Sensorik** betrachtet, so fällt auf, dass das Feld *Sensorsystem* (Tabelle A.21 und A.22) neben dem Feld *Zusatzfunktionen* das größte mit den meisten Fehlermöglichkeiten ist. Das Feld *Zusatzfunktionen* wird aus vielerlei einzelnen Schritten zusammengefasst, sodass die Abbildung in einem Modul nicht funktional ist. Der Bereich des *Endeffektors* (Tabelle A.20) kann hier zum Teil durch das Modul *Greifen, Setzen* beschrieben werden. Ein großer Teil des Bereichs *Zuführung* (Tabelle A.24) kann über die Sensorsysteme erfasst und somit im Modul *Bildverarbeitung* bzw. *Ebenheitsausgleich* verarbeitet werden. Daraus folgend werden zwei zentrale Module, die ein Lokalisieren von Bauteilen ermöglichen, sowie ein Modul, das den Handhabungsprozess abbildet, für den Aufbau der Subgruppe ausgewählt.

Mit Blick auf den Stand der Technik (Abschnitt 2.3) wurde darauf eingegangen, dass es vielfältige vorausschauende Instandhaltungsstrategien in Bezug auf den Verschleiß von Maschinen und Verschleißmitteln gibt. Wird ein Montagesystem genutzt, liegen wesentliche qualitätsgebende Punkte des Endprodukts in der Montage selbst und sind somit nicht ausschließlich vom Maschinenzustand des Montagesystems abhängig. Expliziter liegen wichtige Qualitätsfaktoren in der Bauteilhandhabung und in der Bauteilpositionserfassung und somit in der Bildverarbeitung beziehungsweise der Laservermessung.

5.2.2.1 Bildverarbeitung

Die Bildverarbeitung bildet einen wesentlichen Anteil der Positionserfassung und wird aus diesem Grund detaillierter beschrieben. Das Modul der Bildverarbeitung bildet neben dem Modul des Ebenheitsausgleichs den Block *Positionserfassung* aus Abbildung 4.2. Innerhalb des Submoduls *Bildverarbeitung* gibt es vielfältige Möglichkeiten, Informationen zu erfassen und diese auszugeben. Der Aufbau für die Erfassung von gestellfesten Punkten sowie von Bauteilpunkten ist in Abbildung 5.12 aufgezeigt. Mit ihm werden die im Submodul Bildverarbeitung folgenden Experimente durchgeführt.

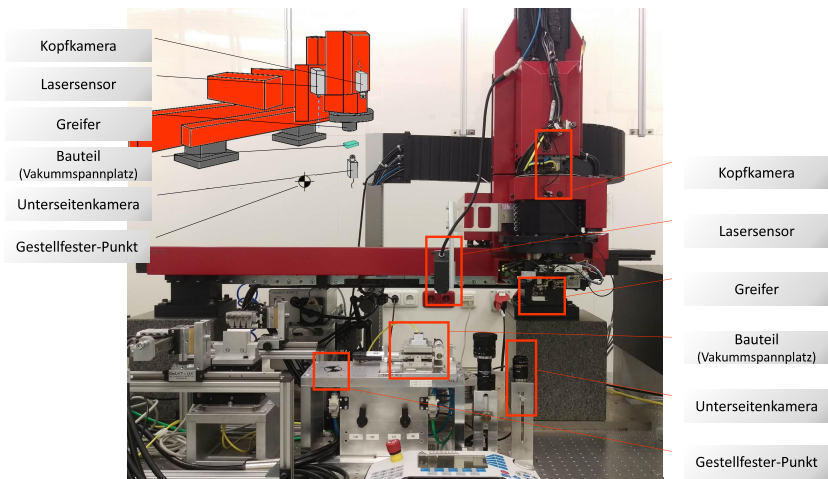


Abbildung 5.12: Aufbau für die Erfassung von gestellfesten Punkten sowie von Bauteilkanten

Begonnen wird mit einer Analyse der Komponenten, die Einfluss auf das Bildverarbeitungsmodul besitzen. In Abschnitt 4.4 wurden Zusammenhänge zwischen Sensoren und Fehlern analysiert. Für die Modellbildung dieses Submoduls ist besonders Tabelle A.22 von Bedeutung. In ihr werden potenzielle Fehler des Bildverarbeitungssystems gelistet (14 Fehler), von denen bisher nur einer durch das System selbst und neun durch einen aufmerksamen Bediener erkannt werden können. In Abschnitt 3.2 *Darstellung der Ausgangssituation* auf Seite 35 gibt es eine kurze

Beschreibung des Aufbaus, an dieser Stelle folgt eine detaillierter Betrachtung der Fehlertypen.

Ein weiterer wichtiger Einflussfaktor ist die Auswertung der erzeugten Bilder, in der die Wissensextraktion erfolgt. Im Wesentlichen werden mittels Grauwertfiltern (z. B. Deriche-Filter) Strukturen im Bild erkannt und lokalisiert. Dieses Vorgehen repräsentiert die Wissensextraktion. Da es sich um eine reine Grauwertauswertung handelt, kann mit Maßnahmen wie beispielsweise einer Dehnung des Grauwertistogramms eine Stabilisierung erzielt werden [32]. Steht nur die Möglichkeit der Bauteilkantenerfassung zur Verfügung, so kann diese durch unsaubere Kanten oder störende Strukturen erschwert werden (siehe Abbildung 5.13). Durch Einbringung weiterer Vermessungen lassen sich fehlerhafte Kantendetektionen sicher erkennen.

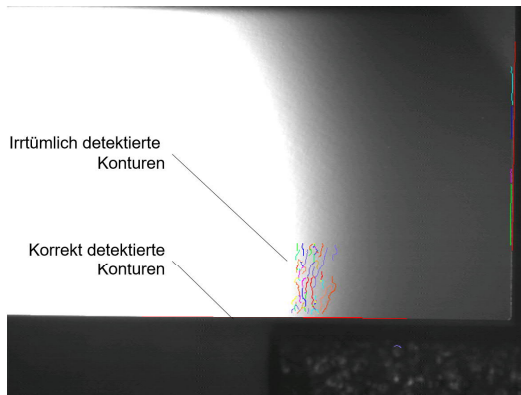


Abbildung 5.13: Erkannte Bauteilkonturen des Bauteils A

Fehlerarten Bildverarbeitung – Vorüberlegungen Nachdem die Funktionsweise der verwendeten Bildverarbeitung eingeführt wurde, gilt es, auf mögliche Fehler, die innerhalb des Moduls Bildverarbeitung auftreten können, einzugehen. In Kapitel 4 wurden einige mögliche Fehler, die bei der Bildverarbeitung entstehen können, ausgeführt. Diese Fehler sind in Tabelle 5.3 zusammengefasst und nach ihrer Bedeutung für den Prozess bewertet worden. Diese Fehler lassen sich in zwei Typen aufteilen: die mechanischen Fehler und die Fehler in der Bildauswertung.

Mechanische Fehler Zu den mechanischen Störungen zählen Fehler wie:

- Positionierungsfehler des Montagesystems → Submodul Bildverarbeitung
- Bauteil-/Kameraschwingungen → Submodul Bildverarbeitung

ID	Fehler	H	B	E	RPZ
3	Achse / Kamera schwingt	6,5	7	10	455
20	Fehlerhafter Wert ermittelt	10	7	3,5	245
23	Messachse schwingt	5,9	4	10	236
64	Belichtungszeit zu kurz	3,5	7	6,9	170
22	Verschobene Kamerahalterung	3,5	4	10	140
53	Abweichung der Zuführposition	6,5	4	4,1	107
17	Signalrauschen	2,6	4	10	104
29	Unschärfe	5,9	4	3,2	76
18	Abdeckglas verschmutzt	2,6	4	7,1	74
32	Linse verschmutzt	2,6	4	7,1	74
27	Reflexionen	5,9	4	2,4	56
31	Bildrauschen	3,5	4	3	42
26	Überbelichtung	4,3	4	2,4	41
33	Falsche Kalibrierparameter	1	4	10	40
25	Unterbelichtung	3,5	4	2,4	34
30	Optische Verzerrung	1	4	7,7	31
46	Wechselnde Lichteinflüsse	1	4	4,1	16
21	Kein Wert ermittelt	9,2	1	1,6	15
28	Speicherproblem	1	1	3,8	4
24	Messpunkt nicht im Messbereich	1,8	1	1,6	3

Tabelle 5.3: Ergebnisse der FMEA aus Abschnitt 4.4 für die Fehler der Bildverarbeitung

- Bauteilfehler in Form von Kantenverschmutzung, Kantenausbrüchen → Submodul Eingangskontrolle

Den oben aufgeführten Fehlern wurde jeweils ein Submodul, das deren Detektion ermöglicht, zugeordnet.

Fehler der Bildauswertung Zu den Störungen in der Bildauswertung zählen Fehler wie:

- Fehler in der Kantendetektion → Submodul Bildverarbeitung
- falsche Beleuchtung → Submodul Bildverarbeitung
- Linsenfehler → Submodul Bildverarbeitung
- Unschärfe → Submodul Bildverarbeitung
- Signal-/Bildrauschen → Submodul Bildverarbeitung

Äquivalent zu den mechanischen Störungen wurde auch den Fehlern in der Bildauswertung jeweils ein Submodul zugeordnet, das deren Detektion ermöglicht.

Der Fehler mit der höchsten **RPZ** aus Tabelle 5.3 ist der Fehler *Achse/Kamera schwingt*. Dieser wird mit dem Fehler *Messachse schwingt* zusammengefasst modelliert, da beide Fehlertypen zur gleichen Erscheinung im aufgenommenen Kamerabild führen. Wird vom System ein fehlerhafter Wert (kein Wert) ermittelt, so führt dies direkt zum Abbruch der Bildverarbeitung, da eine Systemstörung vorliegt und durch den Roboter selbst erkannt wird. Tritt eine zu kurze Belichtungszeit auf, wird dies im Submodul durch die Berechnung des mittleren Grauwerts erkannt. Die Fehler *Überbelichtung*, *Unterbelichtung* und *Wechselnde Lichteinflüsse* werden mit dem Fehler *Zu kurze Belichtungszeit* zusammengefasst. Sollte eine nicht korrekte Bauteilposition (Abweichung der Zuführposition) ermittelt werden, kann dies über die Positionsabweichung, dargestellt in Abbildung A.9, erkannt werden. Die gleiche Fehlererkennung wird für die verschobene Kamerahalterung eingesetzt. Das Submodul erkennt eine Auffälligkeit anhand eines Erwartungswerts. Für die Prüfung des Erwartungswerts kann Codebeispiel Listing A.1 und Listing A.2 genutzt werden. Die Ermittlung der Positionsabweichung funktioniert in ähnlicher Weise wie die Bauteilschwingungsermittlung. Signal- und Bildrauschen werden ebenfalls zusammengefasst betrachtet. Die Kantenerkennung von Bauteilen lässt sich gegen Rauschen absichern, indem die gefundenen Kanten im Originalbild mit den gefundenen Kanten aus einem mediangefilterten Bild verglichen werden. Treten in beiden Bildern die Konturen an gleicher Stelle auf, so sind sie nicht durch Bildrauschen entstanden (siehe dazu Listing A.7). Unschärfe und Linsen- beziehungsweise Abdeckglasverschmutzungen werden nicht modelliert, da beide Fehlertypen keine große Fehlerquelle für falsche Positionierungen der Bauteile sind. Unschärfe stört die Bildmessung nur sehr eingeschränkt. Sollte aufgrund von Unschärfe überhaupt

keine Positionserkennung möglich sein, wird das durch das Fehlen der Positionsausgabe erkannt. Linsenverunreinigungen fallen nur auf, wenn das Objektiv stark verschmutzt ist, ansonsten ist der Einfluss gering; eine solch starke Verschmutzung ist allerdings sehr unwahrscheinlich. Die Kamerakalibrierparameter werden in einem separaten Submodul abgebildet. Die übrigen Fehlertypen lassen sich in den Punkten

- Kamera- bzw. Achsenschwingungen,
- Bauteilschäden,
- Fehlbelichtungen,
- Überlaufen des Bildspeichers (kein/falscher Wert ermittelt) sowie
- fehlerhafte (Kamera-)Parameter

zusammenfassen. Für eine Modellierung sind Versuche notwendig, um eine erweiterte Datenbasis zu erzeugen. Eine Erläuterung, wie eine erweiterte Datenbasis gewonnen werden kann, erfolgt in Abschnitt [4.5.2 Statistische Methoden zur Aufweitung einer Datenbasis](#).

Versuchsplanung zur Generierung von Störprozessdaten Im folgenden Abschnitt werden die identifizierten Fehlertypen mithilfe von Prozessdaten abgebildet. Dazu werden dem System künstlich Störungen hinzugefügt und die aufgezeichneten Daten ausgewertet (siehe Abschnitt [4.5.2](#)). Um Kamera- bzw. Achsenschwingungen zu simulieren, kann dem System ein normal verteilter Offsetwert zu den gewählten Achsen hinzugefügt werden. Da es nicht möglich ist, eine Schwingung von außen einzubringen, ohne das System zu beschädigen, wird sie über die Positionsabweichung der mittels Kamera ermittelten Position simuliert. Dabei schwankt die Positionen in einem Intervall von $\pm 2,5 \mu\text{m}$ bei 1σ . Ein größerer Bereich wäre bei dem gewählten Aufbau physikalisch unrealistisch. Zur Generierung einer normal verteilten Schwingung wird ein Mersenne-Twister-Generator, der eine hochgradig gleich verteilte Zufallszahl ermöglicht, genutzt [\[101\]](#). Die mit dem manipulierten Versuchsaufbau erzielten Vermessungen werden mit den im Bildverarbeitungsmodul integrierten Funktionen (siehe Abschnitt [5.2.2.1 Fehlerarten Bildverarbeitung – Vorüberlegungen](#)) ausgewertet. Zur Simulation von Bauteilschäden wird erzeugtes Bildmaterial aus realen Fertigungen herangezogen, das eine Validierungsdatenmenge bildet. Es wird manuell eine Auswahl von besonders beschädigten Bauteilen getroffen. Darauf folgt eine erneute Auswertung der Bildaufnahmen mit den generierten Funktionen des Bildverarbeitungsmoduls. Für die Untersuchung der Fehlbelichtungen werden verschiedene Belichtungsreihen aufgenommen und getestet. Das erfordert eine Manipulation der Beleuchtungseinstellungen des Montagesystems. Dabei wird

ausgewertet, bei welchem Maß der Fehlbelichtung es zu Verschiebungen oder einer falschen Detektion der Bauteilkonturen und Bauteilstrukturen kommt. Um sicherzustellen, dass die Bildverarbeitung ein neues Bild verarbeitet hat, wird eine Funktion integriert, die das aktuelle Bild mit dem jeweiligen Vorgänger vergleicht. Stimmen Parameter wie berechnete Position, Bauteilverkipfung oder das Grauwert-histogramm überein, wird eine Fehlermeldung ausgelöst. Auch in der erzeugten Datenbasis wird ein solcher Fehler verzeichnet.

Modellierung von Prozessstörungen Die Modellierung im Modul *Bildverarbeitung* wird mittels Entscheidungsbaum umgesetzt. Zur Festsetzung von Entscheidungsregeln werden verschiedene Versuche unternommen und deren Ergebnisse grafisch dargestellt und ausgewertet. Zumeist können Klassengrenzen als Entscheidungsbedingung gewählt werden. Eine vereinfachte Übersicht über die Entscheidungsregeln des Submoduls findet sich in Abbildung A.4.

Zur Schwingungsanalyse mithilfe der Bildverarbeitung werden dem System künstliche Schwingungen in der Endpositionierung hinzugefügt. Wird dabei eine gestell-feste unveränderte Referenzposition (engl. Fiducial) vermessen, kann die Schwingung deutlich wahrgenommen werden, wie in Abbildung 5.14 ersichtlich ist. In Abbildung A.6 sind die erhaltenen Messabweichungen zwischen der im Mittel erwarteten und der tatsächlichen Position aufgetragen. Es sind deutliche Unterschiede zwischen einem gestörten und einem ungestörten Prozess zu detektieren. Hierbei sind als Fehlerbalken die Quantile zu 99,7 % gewählt, was der 3-*sigma*-Umgebung entspricht. Die eingezeichneten Fehlerbalken für einen ungestörten Normalprozess werden als Klassengrenzen gewählt. Die Wahl einer 3-*sigma*-Umgebung führt dazu, dass Fehler eher verworfen als irrtümlich detektiert werden. Dieses Verhalten ist von Vorteil, wenn eine Fehldetektion ausgeschlossen werden soll. Ein Fehlalarm würde zu unnötigen Prozessabbrüchen führen und ist zu vermeiden. Eine Nichtdetektion einer Schwingung im Einzelfall ist unkritisch, da sie über die Vielzahl der Messungen sicher gefunden wird. Zu beachten ist, dass eine Vermessung von Bauteilmarken kein eindeutiges Ergebnis liefert. Hier kommt eine Überlagerung von Bauteil-Maßabweichungen sowie eine nicht reproduzierbare Zuführung zum Tragen. Die entstehenden Positionsschwankungen sind in Abbildung A.9 zu sehen. In dieser Darstellung fällt auf, dass Ecke F die kleinste Streuung aufweist. Dies liegt daran, dass es sich hier um die Anlageecke des Magazins handelt. Eine Schwingungsvermessung ist nur mit einer gezielten Prüfmessung sinnvoll möglich. Eine Abweichung der Bauteilposition kann nur als Indiz für eine Schwingung dienen und lediglich zusammen mit den Resultaten anderer Module zu einer belastbaren Information führen.

Die aufgestellte These, dass Bauteilbeschädigungen über den Kantenschnittwinkel detektiert werden können, kann experimentell nicht eindeutig nachgewiesen werden. Die Detektion einer Veränderung ist eingeschränkt möglich, jedoch kommt es zu starken Überschneidungen der Parameterverteilung zwischen Normal- und

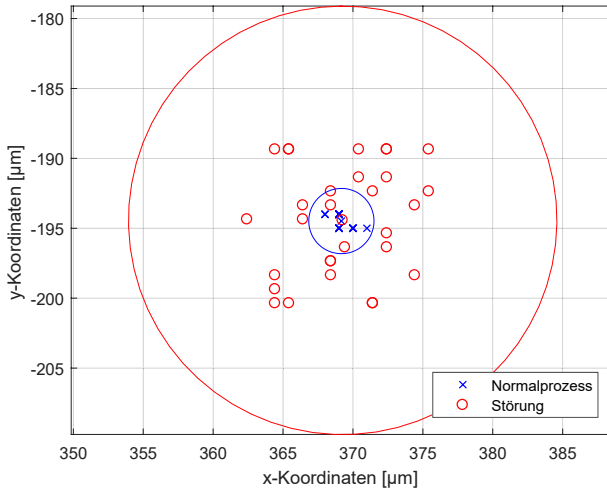


Abbildung 5.14: Gestellfester Punkt mit 2-sigma-Streuung

gestörtem Prozess. Ein rein kantenorientierungsbasierter Klassifikator erreicht nur eine geringe Sensitivität. Viele Bauteilbeschädigungen bleiben unentdeckt. Ein weiterer Ansatz, bei dem der Abstand zwischen erkannter Bauteilkontur (Spline) und angenäherter Bauteilkontur (Grade) ermittelt wird, liefert bessere Ergebnisse. Dieses Vorgehen ist im Codebeispiel Listing A.8 dargestellt. Treten Kantenausbrüche auf, kommt es durch leichte Winkelfehler in der Konturerkennung zu deutlichen Fehlern in der Schnittpunktbestimmung zweier Bauteilkonturen. Fehler in der Konturerkennung resultieren in der Falschpositionierung des vermessenen Bauteils.

Wird das Ergebnis der Vermessung in Abbildung A.5 betrachtet, fällt auf, dass sich die Konturschwankungen beim Normalprozess alternativ zum gestörten Prozess deutlich voneinander unterscheiden. Eine Erkennung von Bauteilbeschädigungen ist so mithilfe dieses Verfahrens möglich. Auch hier wird die Klassengrenze basierend auf der 3-sigma-Umgebung gebildet.

In Vorversuchen wurde eine Störungsermittlung mit Blick auf die Empfindlichkeit der Beleuchtungssituation durchgeführt. Daraus ergab sich, dass eine fehlerhafte Detektion der Bauteilkonturen erst bei einer Veränderung der Beleuchtungssituation von mehr als 30% erfolgt. Dies gilt sowohl für die Über- wie auch für die Unterbelichtung. Zur Detektion wird das entstehende Grauwerthistogramm des Bildes ausgewertet. Daraus kann aus jeder Bildsituation für Bauteilecken eine klare Klassengrenze abgeleitet werden, was in Abbildung A.7 für Überbelichtung und in Abbildung A.7 für Unterbelichtung dargestellt ist. Die eingezeichnete Klassengrenze wird auch hier mithilfe der 3-sigma-Umgebung gebildet. Wird das betrachtete

Bauteil mit schwankenden Hintergrundbedingungen vermessen, so ist der mittlere Grauwert keine gute Wahl, um Fehlbelichtungen festzustellen. Eine alternative Messung, welche die gemessene Konturlänge berechnet, wird implementiert. Dieses Verfahren ist nur für geschlossene Konturen möglich, da bei geraden Bauteilkonturen die Länge der erkannten Kante stark schwankt. Überbelichtungen verlängern die geschlossene Konturen in der Regel, da es zum Blooming in Richtung der Bauteilkanten kommt und somit das Bauteil scheinbar vergrößert wird. Blooming beschreibt das Überlaufen von Ladungsträgern auf Nachbarpixel aufgrund zu starker Beleuchtung.

Um den Fehlertypus des Überlaufen des Bildspeichers zu erfassen, wird ein Vergleich des Grauwertistogramms zwischen Vor- und Nachfolgerbildern durchgeführt. Wird zweimal das gleiche Bild ausgewertet, kommt es zu exakt dem gleichen Histogramm. Auch die Bildsubtraktion – Vorgänger subtrahiert von Nachfolger – wird zusätzlich eingebunden. Sind beide Bilder identisch, ist die Differenz gleich null (siehe hierzu Codebeispiel des Listings A.9).

Abschließend wird basierend auf den zuvor beschriebenen Auffälligkeiten ein Fehlerbaum erstellt. In diesem bilden die beschriebenen Störungen die Verzweigung des Baumes und die ermittelten Klassengrenzen die Entscheidungsregeln. Innerhalb dieses Submoduls ließen sich Prozessstörungen innerhalb des Bereichs Bildverarbeitung erkennen. Das Analysemodul erstellt Fehlerhinweise und Prozessparameterdiagramme für den Bediener, dem dadurch eine Erkennung von Systemstörungen erleichtert und damit ein rechtzeitiges Einschreiten ermöglicht wird.

Die innerhalb des Submoduls auftretenden Prozessstörungen sind für sich allein meist unkritisch. Treten sie allerdings in Kombination mit anderen Prozessstörungen auf, können sie in der Summe größere Montageungenauigkeiten ergeben. Mögliche Wechselwirkungen werden im Hauptmodul betrachtet. Dieses Submodul liefert durch die gemessenen Positionen und Abweichungen neben der Erkennung von Prozessstörungen auch eine wichtige Prozessgröße für die Berechnung der Montageungenauigkeit. Hierfür wird die Prozessgröße $P_p(i, l)$ mit $l = \text{Bildverarbeitung}$ an die Hauptfunktion ausgegeben. In dieser werden die durch das Submodul gemessenen Bauteilpositionen betrachtet, weil sie die Montageposition bedingen.

5.2.2.2 Kameraparameter

Innerhalb dieses Submoduls werden die Parameter betrachtet, die zu Beginn jedes Prozesses während der Kamerakalibrierung erfasst werden. Die aufgezeichneten Kamerakalibrierparameter lassen eine Aussage über den kompletten Prozess zu, weil bei ihrer Generierung ein Großteil des Montagesystems genutzt wird. So werden die Hauptachsen des Montagesystems bei der Erstellung der Kamerakalibrierparameter bewegt sowie die optischen Zusammenhänge der Kamera vermessen. Falsche Kalibrierparameter führen zu einer falschen Positionierung der resultierenden Baugruppe. Liegen falsche Kalibrierparameter vor, kann dies eine Störung des Montagesystems sowie der Kamera als Ursache haben. Durch eine falsche Zuordnung von

Kameraparametern beispielsweise eines anderen Produkts können ebenfalls Fehler entstehen. Sollten falsche Kameraparameter detektiert werden, so sind sie neu einzumessen. Liegt der Fehler weiterhin vor, so kann ein gestellfester Referenzpunkt – zu den Messwerten siehe Abbildung 5.14 – eingemessen werden.

Erfolgt eine falsche oder unzureichende Kamerakalibrierung, können bei der Berechnung von Bauteilpositionen Fehler entstehen. Die Berechnung von Bauteilpositionen liefert Beziehungen zwischen den im Bild erfassten Bildpunkten (Pixel) und den tatsächlichen Bauteilpositionen in Roboterkoordinaten. Die berechnete Beziehung kann durch die Kalibrierparameter abgebildet werden. Sind diese Kalibrierparameter fehlerhaft, kommt es zu einer falschen Berechnung der Bauteilpositionen. Eine Kalibrierung muss zu den späteren Umgebungsbedingungen passen und sollte von der Bildszene so identisch wie möglich zur späteren Bauteilvermessung sein [32]. Ein Vergleich der ermittelten Kameraparameter mit Vorgängerparametern lässt Veränderungen schnell erkennen.

Um ausschließen zu können, dass Kameraparameter falsch geladen wurden, werden sie produktspezifisch mit ihren Vorgängern verglichen. Treten größere Abweichungen auf, ergibt dies eine Fehlermeldung. Das Submodul *Kameraparameter* prüft die Zugehörigkeit und gibt eine entsprechende Warnung aus (Listing A.1). Leichte Abweichungen der Kalibrierparameter werden als Auffälligkeit an das Hauptmodul weitergeleitet. Das Hauptmodul kann bei weiteren Auffälligkeiten aus anderen Modulen einen Zusammenhang zuordnen; das ist beispielsweise dann der Fall, wenn sich Umgebungsbedingungen geändert haben.

Die Funktionalität des Moduls *Kameraparameter* wurde anhand von Kameraparametern geprüft, die bewusst gestört wurden. Hierfür wurden die Kamerakalibrierparameter mit einer falsch eingestellten Belichtung generiert. Anschließend wurden die erhaltenen Parameter mit Normalparametern verglichen. Zu erkennen ist, dass eine fehlerhafte Belichtung ausschließlich anhand der Kameraparameter nur selten detektiert wird. Eine falsche Beleuchtungssituation wird jedoch eindeutig im Submodul *Bildverarbeitung* ermittelt. Da es zu einer deutlichen Überschneidung der Parameter kommt, wird eine 3-sigma-Umgebung zu den Sollwerten als Klassengrenze gewählt, um eine Unterscheidung zu ermöglichen. Hingegen können falsch geladene Kameraparameter von unterschiedlichen Produkten gut erkannt werden, wie in Abbildung 5.15 zu sehen ist. Die dargestellten Kameraparameter unterscheiden sich sehr stark und lassen sich deshalb zuverlässig durch Klassenbildung erkennen.

5.2.2.3 Ebenheitsvermessung

In diesem Submodul wird ähnlich wie in der Bildverarbeitung eine Position des Bauteils bestimmt. Hierfür wird ein Laser zur Vermessung der Bauteiloberfläche eingesetzt. Der Prozess vermisst dabei iterativ die Bauteiloberfläche und gleicht anschließend den Winkel der Bauteiloberfläche durch Aktorik (Goniometer) an, um den Bauteilwinkel möglichst exakt auf den Greiferwinkel einzustellen. Der ver-

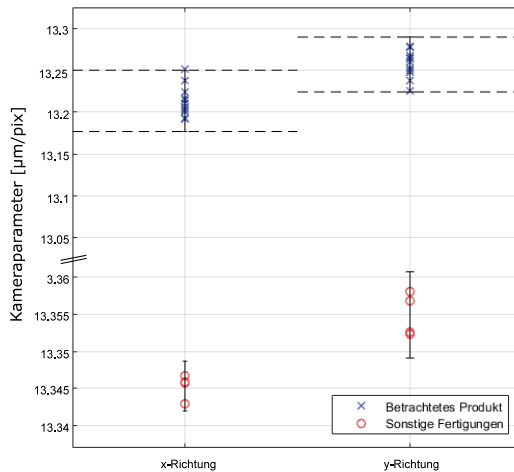


Abbildung 5.15: Kameraparameter verschiedener Produkte im Vergleich

wendete Versuchsaufbau ist in Abbildung 5.16 dargestellt. Auf diese Weise wird ermöglicht, dass Bauteiloberfläche und Greifer zum Kontaktzeitpunkt möglichst parallel zueinander ausgerichtet sind und so die Greifkraft gleichmäßig in das Bauteil eingebracht wird. Dies ist erforderlich, um empfindliche Bauteile zerstörungsfrei greifen zu können. Wird bei diesem Iterationsprozess eine gewisse Anzahl an Korrekturzyklen überschritten, bricht das Montagesystem den Vorgang ab und gibt eine Fehlermeldung aus.

Mögliche Fehlerursachen Die möglichen Fehlerursachen innerhalb dieses Prozesses sind weniger vielfältig als in dem Prozess der Bildverarbeitung. Mögliche Fehler sind in Tabelle 5.4 aufgelistet. Der Fehler mit dem größten Prozesseinfluss innerhalb dieses Submoduls ist der Fehler *Fehlerhafter Wert ermittelt*. Wird ein fehlerhafter Wert durch den Lasersensor ermittelt, bricht der Roboter den Prozess ab, weil der Wert unplausibel erscheint. Streut der Laserstrahl auf der Bauteiloberfläche, kommt es dazu, dass kein Wert ermittelt werden kann. In diesem Fall wird ein *NaN* in der Datenbasis vermerkt. Ist die Laserhalterung verschoben, kommt es zu einem konstanten Offset-Fehler, der innerhalb dieses Moduls nicht erfasst werden kann. Ein solcher Fehler wird durch das Modul *Greifen und Setzen* (siehe Abschnitt 5.2.2.4) erkannt, da dieses die auftretenden Systempositionen analysiert. Treten Schwingungen des Messsystems oder des Bauteils auf, werden sie anhand der Korrekturzyklen oder der ermittelten Messwerte ermittelt. Ist die Bauteilauf-

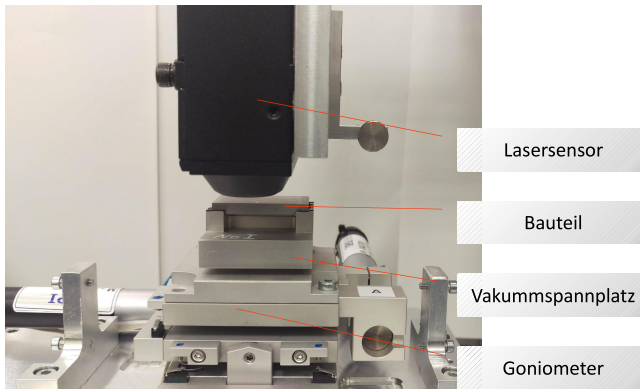


Abbildung 5.16: Versuchsaufbau für das Submodul zur Ebenheitsvermessung

nahme verschmutzt, kann das Bauteil in der Halterung unkontrolliert kippen. Dies führt dazu, dass die Zielebene nicht erreicht werden kann [109].

Die Fehler *Fehlerhafter Wert ermittelt* und *Laserstrahl streut* werden durch den Roboter im Prozess abgefangen, sodass sie durch das Submodul nicht mehr gefunden werden müssen. Für die Modellierung werden die folgenden Punkte ausgewählt:

- Systemschwingungen
- Fremdkörper (Verschmutzungen Bauteilmagazin)

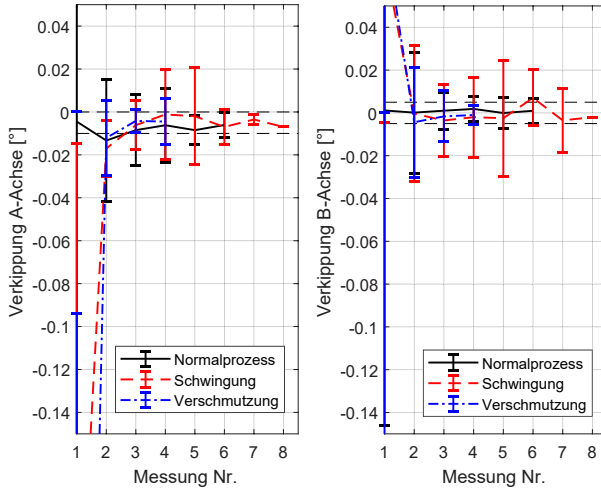
Versuchsplanung zur Generierung von Störprozessdaten Um eine geeignete Datenbasis zu erhalten, werden Prozessdaten real durchgeführter Fertigungen herangezogen und zusätzliche Vermessversuche vorgenommen. Eine beispielhafte Abbildung der Prozessdaten der Ebenenvermessung ist in Abbildung A.10 zu sehen. Es sind Informationen zur Lage der einzelnen Messpunkte verfügbar, ebenso wie die schrittweise Korrektur mit Blick auf die Zielwinkel. Zusätzlich wird eine 3D-Darstellung der Bauteiloberfläche ausgegeben. Diese kann in dem Submodul *Bauteil* in Abschnitt 5.2.3 zur Beschreibung der Bauteilqualität verwendet werden. Um einen Störkörper zu simulieren, kann zum Teil auf Daten aus einer realen Fertigung, bei der tatsächlich ein Störkörper auftrat, zurückgegriffen werden. Der weitere Teil der Daten wird durch das künstliche Einbringen eines Störkörpers, hier ein kleiner Klebstoffpartikel, der dem Magazin anhaftet, erzeugt. Für die Nachbildung von Schwingungen wird ähnlich wie bereits in der Bildverarbeitung verfahren und auf der z-Achse des Montagesystems eine künstliche Schwingung erzeugt. Dazu dient ein Zufallszahlengenerator wie in der Bildverarbeitung. Er versieht die Achsenposition mit einem zufälligen Offset und modelliert so eine zufällige Schwingung.

ID	Fehler	H	B	E	RPZ
11	Fehlerhafter Wert ermittelt	5,9	7	10	413
16	Laserstrahl streut	6,5	4	10	260
14	Messachse schwingt	5,1	4	10	204
55	Verschmutzte Werkstückhalterung	5,9	4	6	142
13	Verschobene Laserhalterung	2,6	4	10	104
17	Signalrauschen	2,6	4	10	104
15	Messpunkt nicht im Messbereich	5,1	1	10	51
12	Kein Wert ermittelt	5,9	1	1,6	9

Tabelle 5.4: Ergebnisse der **FMEA** aus Abschnitt 4.4 für die Fehler der Ebenheitsvermessung

Modellierung Auch in diesem Submodul kommt ein Entscheidungsbaum für die Umsetzung des Modells zum Einsatz (siehe Abbildung A.4). Um die Klassifikatoren zu bilden, werden die oben beschriebenen Versuche durchgeführt. In Abbildung 5.17 sind die Versuchsergebnisse sowohl für den Störpartikel wie auch für Systemschwingungen zu sehen. Wie bereits zuvor für die Bildverarbeitung kann auch hier die 3-sigma-Umgebung für die Klassengrenzen genutzt werden (Listing A.1). Zu beachten ist jedoch, dass die beiden Korrekturachsen (A-Achse und B-Achse) nicht unabhängig voneinander bewegt werden können. Eine Bewegung der einen Achse führt zwingend zu einer Bewegung der jeweils anderen, da sie in einem seriellen Strukturaufbau angeordnet sind [109]. Zusätzlich sind die Achsen A und B nicht perfekt parallel zu den x- und y-Achsen des Roboters angeordnet, weil diese nachträglich in den Aufbau integriert wurden.

Zur sicheren Erkennung der Verschmutzung des Bauteilmagazins kann die Ebenenverkipfung zu Beginn des Prozesses verwendet werden, da vor jeder Vermessung das Magazin auf eine Null-Position zurückbewegt wird (Listing A.3). Ist ein Bauteilmagazin verschmutzt, ergibt sich für mindestens eine Korrekturachse eine signifikante Änderung des Bauteilwinkels. Die nachfolgenden Korrekturzyklen werden

Abbildung 5.17: Ebenheitsausgleich mit einer Streuung von 3σ

für die Erkennung von Schwingungen im System genutzt. Ab der dritten Messung nähert sich der Prozess mit Störkörper dem Normalprozess an. Der schwingende Prozess ist auch nach sieben Korrekturen nicht sicher in den Toleranzgrenzen. In der Regel wird der Korrekturzyklus ohne Störungen nach vier Korrekturen erfolgreich abgeschlossen.

Ergebnis dieses Submoduls ist eine Zusammenfassung der erkannten Prozessstörungen. Diese Prozessstörungen werden an das Hauptmodul zurückgegeben, das mithilfe der anderen Submodule nach Wechselwirkungen sucht. Zusätzlich gibt das Modul ein Maß der Prozessungenauigkeit $P_p(i, l)$ mit $l = \mathbf{Ebene}$ aus, aus der das Hauptmodul nach Formel 5.4 eine abschließende Gesamtmontageungenauigkeit berechnen kann.

5.2.2.4 Greifen und Setzen

Der Aufbau des Submoduls *Greifen und Setzen* wird mit einem untergeordneten Augenmerk betrachtet. Die untergeordnete Rolle ergibt sich daraus, dass die beiden Prozesse Greifen und Setzen das Resultat aus den vorangegangenen Prozessen sind und selbst einen geringeren direkten Einfluss auf das Montageergebnis haben. Ungenauigkeiten bei der zuvor durchgeführten Sensorerfassung können im Prozess nicht mehr ausgeglichen werden. In diesem Submodul lassen sich primär die Greif- sowie die Setzpositionierung überwachen. Ein Auszug aus der Positionsüberwachung ist im Anhang in Abbildung A.11 zu sehen. Deutlich erkennbar

ist, dass trotz starker Schwankungen in den Bildverarbeitungspositionen die Setzposition konstant gehalten werden kann. Die Relation der Setzposition verrechnet die gemessenen Abweichungen der Bildverarbeitung der beiden Fügepartner mit der Setzposition. So werden die Abweichungen, die durch Bauteilepositionsschwankungen in einem Magazin entstehen, herausgerechnet. Störungen im Greifprozess beispielsweise durch verrutschte Bauteile entstehen relativ selten. Zur Einteilung und Überwachung der jeweiligen Positionen können Klassifizierungsverfahren genutzt werden (siehe Abschnitt 2.2.2).

Die Greif- und Setzkräfte führen nur beim Überschreiten gesetzter Grenzwerte zu einer Beschädigung des Bauteils. Da der Roboter bei Überschreiten dieser Grenzwerte selbstständig die Achsen deaktiviert, um eine Beschädigung zu vermeiden, kann eine solche im Grunde ausgeschlossen werden. Eine Analyse der Greif- und Setzkräfte erfolgt deshalb nicht.

Aus den genannten Gründen wird innerhalb dieses Moduls nur die Positionierung der Greif- bzw. Setzpose überwacht. Ermittelte Abweichungen werden innerhalb eines Entscheidungsbaums (siehe Abbildung A.4), der auf den zuvor ermittelten Klassifikatoren basiert, detektiert. Schwankungen in der Positionierung werden im Hauptmodul für die weitere Berechnung der gesamten Montagegenauigkeit genutzt. Hierfür gibt das Submodul die Prozessgröße $P_p(i, l)$ mit $l = \text{Greifpose}$ und $l = \text{Setzpose}$ aus.

5.2.3 Subgruppe Produkt

Zum Aufbau der Modulgruppe *Produkt* sind deren Produkteigenschaften und Abweichungen zu betrachten. Hierzu zählen physikalische Parameter zur Beschreibung der Geometrie sowie der Oberflächenbeschaffenheit. Eine Aufzählung dieser Parameter wurde in Abschnitt 4.5.1 vorgenommen. Innerhalb der folgenden Modulgruppe werden ausgewählte Teilmodule erstellt. Hauptsächlich geht es dabei um die Eigenschaften der Oberflächen und die Bauteiltoleranzen. Die Beschreibung der Produktoberfläche kann durch eine automatisiert ausgewertete Eingangskontrolle erfolgen. Weitere Produkteigenschaften wie das Gewicht, die Dichte oder optische Eigenschaften werden nicht detaillierter betrachtet, da sie nur geringen Einfluss auf das Montageergebnis besitzen.

In Tabelle 5.5, die das Ergebnis der *FMEA* wiedergibt, sind die beiden Punkte *Bauteil beschädigt* und *Bauteil verunreinigt* diejenigen, die über die höchste Gewichtung verfügen. Es folgen Punkte wie *Materialabweichungen* und *Maßabweichungen*. Materialabweichungen können nicht zerstörungsfrei nachgewiesen werden, weshalb sie an dieser Stelle keine weitere Beachtung finden. Zunächst werden die ersten beiden Punkte – Beschädigungen und Verschmutzungen des Bauteils – geprüft. Zur Verfolgung der Bauteilüberprüfung werden die Submodule *Toleranzen*, *Oberflächenqualität* und *Masse* gebildet, was Abbildung 5.18 verdeutlicht. Für das Submodul *Masse* ist ein zusätzlicher Sensor notwendig. Da die Beachtung der Bauteilmasse bereits ausgeschlossen wurde, wird dieses Modul nicht weiter detailliert.

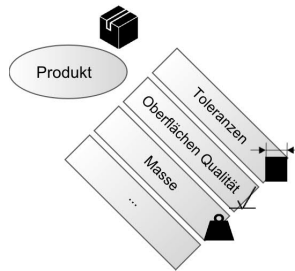


Abbildung 5.18: Ausschnitt aus dem **Prozessmodell** zur Analyse der Produkteinflüsse

ID	Fehler	H	B	E	RPZ
52	Bauteil beschädigt	6,5	10	5,4	351
51	Bauteil verunreinigt	1,8	4	6,6	46
49	Materialabweichung	1,8	4	6,5	46
48	Maßabweichung	1,8	4	4,2	30

Tabelle 5.5: Ergebnisse der **FMEA** aus Abschnitt 4.4 für die Fehler der Objektvermessung der Eingangskontrolle

Die beiden Submodule *Toleranz* und *Oberflächenqualität* werden im Folgenden erläutert.

5.2.3.1 Bauteiloberflächenqualität

Im aktuellen Submodul *Bauteiloberfläche* wird nach Auffälligkeit oder Beschädigungen auf der Oberfläche des Bauteils gesucht. Solche Beschädigungen haben kaum Einfluss auf die spätere Montageposition des Bauteils, können aber bei einem gewissen Ausmaß dazu führen, dass ein Bauteil disfunktional wird. Zu Bauteilbeschädigungen kann es im Prozess beim Greifen von unebenen Bauteilen kommen, da die Bauteile am Vakuum-Greifer verrutschen können, was zu einer ungenaueren Positionierung führt. Zusätzlich kann bei einer ungenauen Laservermessung der Bauteiloberfläche ein ungünstiger Greifwinkel entstehen, was ebenfalls ein Verrutschen des Bauteils zur Folge haben kann.

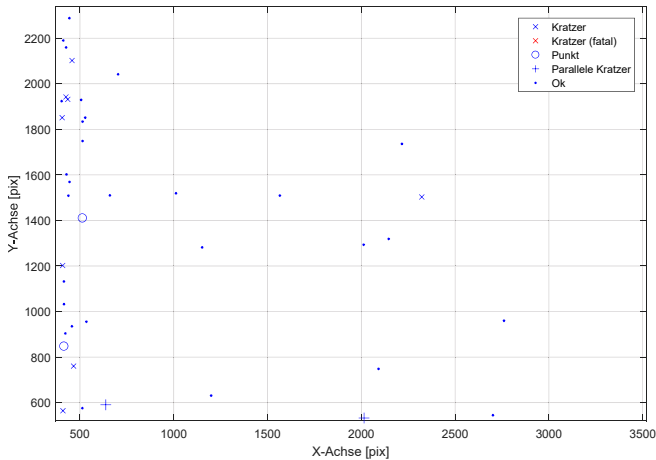


Abbildung 5.19: Analyse durch das Submodul Eingangskontrolle

Weiterhin ist die Detektion von schlechten Oberflächenqualitäten möglicherweise ein Indiz dafür, dass auch bei anderen Bauteilparametern schlechte Bauteilqualitäten vorliegen. Stark verschmutzte Oberflächen können zudem zu einem schlechteren Verhalten bei der Klebstoffanbindung führen. In Abschnitt 4.4.2 wurde eine automatisierte Eingangskontrolle zur Ermittlung der Zahl der Partikel und Beschädigungen auf dem Bauteil vorgeschlagen. Die größeren Partikel (Punkte) und Oberflächenschäden (Kratzer) lassen sich mithilfe einer Kamera erfassen.

In Abbildung 5.19 ist das Ergebnis einer automatisierten Eingangskontrolle mit anschließender Bildauswertung zu sehen. Kratzer werden aufgrund ihrer Größe, Breite und der Lichtintensität in zwei Klassen geteilt: fatale Kratzer und kleine Kratzer. Werden fatale Kratzer gefunden, löst dies eine Warnung aus. Kleine Kratzer werden zunächst nicht weiter betrachtet. Treten an dem Bauteil im Prozessverlauf weitere Auffälligkeiten auf, kann auf den Parameter der kleineren Kratzer zur Korrelation zurückgegriffen werden. Punkte im Graphen bedeuten Verschmutzungen durch anhaftende Partikel. Hier werden Auffälligkeiten, die eine gewisse Größe überschreiten, aufgeführt, da nur große Anhaftungen ein Problem darstellen. Bauteilparallele Kratzer sind Kratzer, die sich parallel zu Bauteilkanten befinden. Das Auftreten solcher Beschädigungen weist auf eine Beschädigung durch falsche Handhabung hin, beispielsweise wenn beim Greifen des Bauteils die Greiferkanten in das Bauteil gedrückt werden. Es handelt sich um einen systematischen Fehler, der separat erkannt werden sollte, um weitere Beschädigungen zu vermeiden. Detektierte *Punkte* (Partikel), die als *o.k.* dargestellt werden, sind Auffälligkeiten, die durch die Bildverarbeitung gefunden wurden, aber aufgrund ihrer Größe verworfen

werden. Für den Bediener kann die Anzeige dennoch von Vorteil sein, da er bei Überschreitung einer gewissen Anzahl von O .- k .-Fehlern ebenfalls eine Warnung bekommt und so das betreffende Bauteil detaillierter betrachten kann. Zusätzlich hat er die Möglichkeit, das entsprechende Foto der Eingangskontrolle zu betrachten.

Durch die automatisierte Prüfung wird der Vorteil der Reproduzierbarkeit innerhalb der Prüfung und die Möglichkeit einer hundertprozentigen Prüfbarkeit der Bauteile gegeben. Zudem besteht die Möglichkeit, nach Mustern im Ergebnis zu suchen. So kann beispielsweise abgeglichen werden, ob das Vorgänger- oder Nachfolgebauteil Auffälligkeiten in ähnlichen Bereichen der Bauteiloberfläche besitzt. Systematische Fehler in der Bauteilbehandlung können so aufgedeckt werden, wie in der vergleichenden Darstellung in Abbildung A.18 zu sehen ist. Systematische Fehler lassen sich auf diesem Weg rasch erkennen und Beschädigungen weiterer Bauteile verhindern.

5.2.3.2 Bauteiltoleranzen und geometrische Abmaße

Dieses Submodul bildet die Vermessung der Bauteilkanten durch die im Roboter eingesetzte Bildverarbeitung ab. Dargestellt ist in Abbildung 5.20 jeweils ein Histogramm für jede separate Bauteilkante. Die Kanten der ausgewählten Bauteile sind auf die Nord-, Süd-, West- und Ost-Kante aufgeteilt. Dies beschreibt bei dem rechteckigen Bauteil alle vier Bauteilkanten. Eingezeichnet ist eine 3- σ -Umgebung der Kantenlänge als Abgrenzung von Gut- und Schlechtbauteilen. Diese trennt Bauteile ab, die signifikante Maßabweichungen von mehr als $\pm 5 \mu\text{m}$ von der normierten Bauteilkante aufweisen. Die Balken, die sich außerhalb des Grenzbereichs befinden, entsprechen Testbauteilen, die zum Testen des Submoduls in den Datensatz aufgenommen wurden. Sie können, wie deutlich sichtbar ist, mithilfe eines Grenzwerts, der sich an der 3- σ -Umgebung orientiert, gefunden werden.

Werden die Bauteilkantenlängen über der Zeit aufgetragen, wird deutlich, dass sie einem Trend folgen. In Abbildung 5.21 ist in Cyan das gefilterte Signal der Kantenlängen eingetragen. Dabei ist ein deutlicher Trend zu bemerken. Die erkannten Schwankungen können auf tatsächlichen Bauteilschwankungen beruhen, da es sich in Abbildung 5.21 um verschiedene Bauteilchargen handelt. Eine weitere mögliche Ursache sind Veränderungen im Bildverarbeitungsoffset. Solche Veränderungen können durch falsche Kalibrierparameter (Abschnitt 5.2.2.2) oder Veränderungen der Beleuchtung (Abschnitt 5.2.2.1) hervorgerufen werden. In der Betrachtung der Korrelationsmatrix, die in Abschnitt 5.3 erstellt wird, tritt die Maßabweichung der langen Bauteilkante nur sechs Mal zusammen mit der Erkennung einer Unter- oder Überbelichtung auf. Somit kann dieser Zusammenhang ausgeschlossen werden. Tatsächliche Schwankungen in den Abmaßen der Bauteilkanten werden vermutet. Die Kantenlänge steigt etwa bei Bauteil 190 stark an. Zu diesem Zeitpunkt wurde eine neue Charge Bauteile in der Produktion verarbeitet.

Werden zusätzlich die zugehörigen Kalibrierparameter ausgewertet (vgl. Abbildung A.12), ist offensichtlich, dass bei Bauteil 190 eine starke Veränderung der Pa-

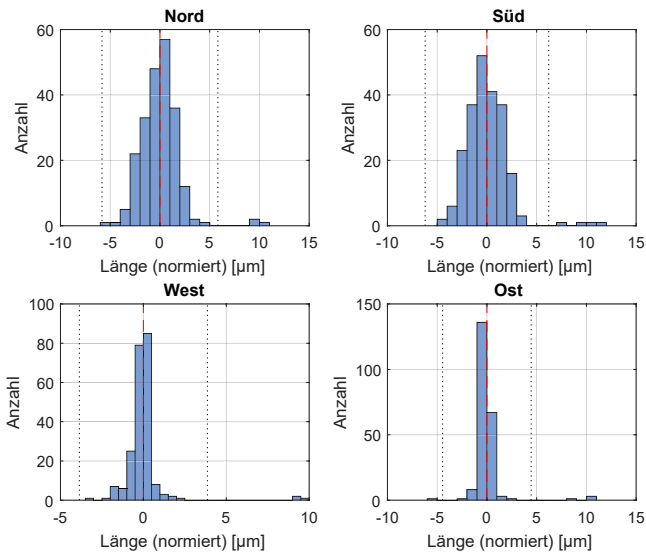


Abbildung 5.20: Vermessung der Bauteilkanten, 3-sigma-Umgebung

parameter erfolgt. Somit ist die Ursache für diesen Anstieg gefunden und begründet sich in der Kombination der Umgebungsveränderung mit der neuen Bauteilcharge. Eine derartige Auffälligkeitenkausalität wird durch das Hauptmodul ermittelt.

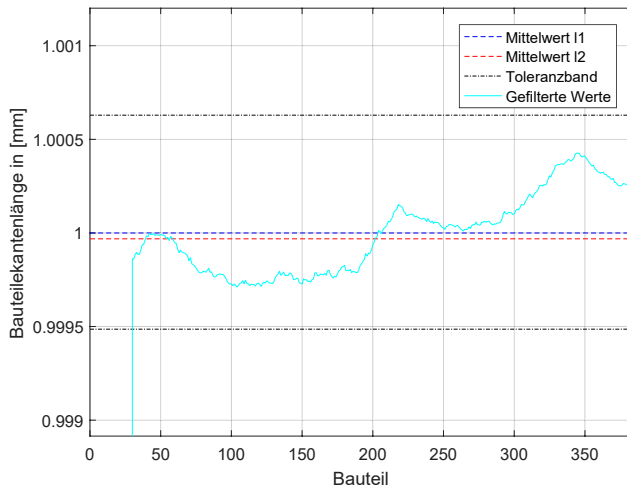


Abbildung 5.21: Bauteilkantenlängen normiert auf die Länge 1 mm über der Zeit

Außer der Bauteilgeometrie kann zusätzlich das Oberflächenprofil der einzelnen Bauteile analysiert werden. Das Oberflächenprofil beschreibt die Ebenheit eines Bauteils. Treten zu starke Abweichungen auf, kann es zu Greiffehlern kommen, da das Bauteil am Vakuumgreifer verrutscht. Die Informationen über das Oberflächenprofil werden aus dem Submodul *Ebenenausgleich* entnommen. Innerhalb desselben werden mit einem Laser acht Punkte der Oberflächen pro Bauteil vermessen. Daraus resultierend lässt sich eine Bauteiloberflächengeometrie interpolieren. Eine beispielhafte Oberflächengeometrie ist in Abbildung A.10 zu sehen. Bei Überschreiten eines definierten Grenzwerts wird in dem Submodul ein Fehler ausgelöst.

Neben den erkannten Auffälligkeiten gibt dieses Submodul auch einen Wert zur weiteren Verrechnung der Montageungenauigkeit zurück an das Hauptmodul: $\mathbf{P}_p(i, l)$ mit $l = \mathbf{Produkt}$. Entscheidende Parameter hierfür sind die Bauteilkantenlängen, die Einfluss auf die x- und y-Positionierung haben, sowie das Oberflächenprofil, das aufgrund des möglichen Greiffehlers einen Einfluss auf alle Raumkoordinaten der Montageendgenauigkeit besitzt. Auch dieses Submodul wird durch einen Entscheidungsbaum realisiert, der auf den ermittelten Klassengrenzen basiert.

5.2.4 Subgruppe Umgebung

In der Subgruppe *Umgebung* werden die Einflussfaktoren der Umgebung, die innerhalb einer Montage auf das Montageendergebnis Einfluss haben, ausgewertet. Aus der **FMEA** ließen sich die klimatischen Bedingungen und damit die Temperatur, die Luftfeuchtigkeit und die Partikel sowie der Operator oder Bediener als die wichtigsten Umgebungseinflüsse identifizieren (siehe auch Abbildung 3.5). Nachfolgend wird der Einfluss der klimatischen Bedingungen betrachtet und zu einem Submodul aufgebaut. Der Bedienerinfluss wird anschließend diskutiert.

Wird das Ergebnis der **FMEA** in Tabelle 5.6 betrachtet, zeigt sich, dass insbesondere die Feuchtigkeit, die Verschmutzung am Werkstück, Partikeleinflüsse sowie Luftfeuchtigkeits- und Temperaturschwankungen Einflussgrößen für die Qualität der Endmontage darstellen. Betrachtet man zusätzlich die Ergebnisse der **FMEA** für den Bediener (siehe Tabelle 5.7), kommen Fehler, die durch Unaufmerksamkeit des Bedieners entstehen, hinzu. Verschmutzungen am Werkstück kann der Operator durch eine Reinigung beseitigen, wenn sie durch die automatisierte Eingangskontrolle detektiert wurden. Wie in Abbildung 5.22 dargestellt, werden die Submodule *Bediener*, *Temperaturentwicklung* und *Luftfeuchtigkeit* aufgebaut. Die letzten beiden lassen sich als *Wetter* zusammenfassen.

5.2.4.1 Temperaturentwicklung – Wetter

Begonnen wird mit dem Aufbau des Submoduls *Temperaturentwicklung* – *Wetter*. Die Teilfunktion der Temperatur (und der Luftfeuchtigkeit) schafft wichtige Rahmenbedingungen für den gesamten Prozess, da es bedingt durch Temperaturschwankungen zu einem Materialverzug kommen kann. Eine zu hohe Luftfeuchtig-

ID	Fehler	H	B	E	RPZ
60	Feuchtigkeit an Klebstoff	4,3	7	6,4	193
55	Verschmutzte Werkstückhalterung	5,9	4	6	142
43	Partikeleinflüsse	3,5	4	10	140
45	Elektromagnetische Felder	1	4	10	40
44	Luftfeuchtigkeits- schwankungen	1	4	7,3	29
42	Temperaturschwankungen	1	4	3,6	14
47	Intensive Luftbewegungen	1	4	2,1	8

Tabelle 5.6: Ergebnisse der **FMEA** aus Abschnitt 4.4 für die Fehler, die auf Umgebungsbedingungen beruhen

keit kann zum Beschlagen von Oberflächen sowie zu Beeinträchtigung der Klebstoffverbindungen führen. Der vorgestellte Montageprozesse findet in einem Reinraum statt (siehe Abschnitt 3.2), was aufgrund der Regelung von Temperatur und Luftfeuchtigkeit dazu führt, dass nur geringe Schwankungen bei der Temperatur und der Feuchte auftreten. Innerhalb der Untersuchung zur Übertragbarkeit auf andere Montagesysteme, die ohne einen Reinraum arbeiten (siehe Abschnitt 7), wurde jedoch gezeigt, dass wichtige Parameter, wie beispielsweise die Kamerakalibrierung, eine Jahreszeitenabhängigkeit aufweisen. Dies kann zum einen durch Änderungen in der Beleuchtungssituation erfolgen, aber auch durch Temperaturänderungen in der Anlage hervorgerufen werden. Um den Einfluss der Temperaturänderung zu analysieren, werden innerhalb dieses Submoduls Temperaturtrends ermittelt.

Die Abtastung für die Temperatur und Luftfeuchtigkeitsermittlung wird in dem aufgebauten System im 60-Sekunden-Takt realisiert. Die Messung wird kontinuierlich durchgeführt, sodass die aufgezeichneten Werte den zugehörigen Bauteilen zugeordnet werden müssen. Die Zuordnung erfolgt über den Zeitstempel der produzierten Bauteile. Für die Auffälligkeitsdetektion werden Grenzwerte definiert, die für den Prozess als kritisch gelten. Wird der Grenzwert überschritten, löst dies eine Fehlermeldung aus. Auf diese Weise können nur Grenzwertüberschreitungen erkannt werden. Für die frühzeitige Erkennung von Trendentwicklungen sind andere



Abbildung 5.22: Ausschnitt aus dem **Prozessmodell** für den Bereich der Umgebungseinflüsse

Verfahren erforderlich. Hierbei werden, wie in Abbildung A.19 zu sehen, Trendlinien in den Parameterverlauf gelegt. Weichen die Steigungen der einzelnen Trends zu stark voneinander ab, so wird erneut eine Fehlermeldung ausgelöst (Listing A.5). Gefundene Fehler werden dem zugehörigen Bauteil zugewiesen und für eine spätere Auswertung gespeichert. Eine vereinfachte Übersicht über die Entscheidungen des Submoduls findet sich in Abbildung A.4.

Im Anhang finden sich zwei Abbildungen A.19, die die Temperaturentwicklung sowie die Luftfeuchtigkeitssituation im Reinraum während der Fertigung darstellen. Zu sehen sind sowohl Grenzwerte, in diesem Fall für die Temperatur nach der Fertigung, die leicht überschritten werden. Die gewählten Grenzen sind sehr eng, um in jedem Fall auch bei einem leichten Überschreiten der Grenzwerte eine Verknüpfung zu anderen Effekten erstellen zu können. Zusätzlich sind in den Diagrammen Ausgleichsgeraden zu sehen. Sie werden für die Trenderkennung genutzt. Besonders bei der Luftfeuchtigkeit ist in Abbildung A.19 in der Woche nach einer Fertigung (10. bis 12. Juli) ein deutlicher Trend zu erkennen.

Abbildung 5.23 stellt den Verlauf der Raumtemperatur an Fertigungstagen dar. Zu sehen ist, dass die Raumtemperatur innerhalb der gesetzten Grenzen bleibt, jedoch an Fertigungstagen ein Anstieg der Temperatur um $1,5^\circ$ pro Tag erfolgt. Markiert ist das Bauteil B18, um einen wiederkehrenden Datenpunkt zu schaffen.

Es zeigt sich, dass Umgebungseinflüsse einen nur geringen Einfluss auf die Bauteilqualität haben, weshalb an dieser Stelle nur Prozessstörungen erfasst werden. Diese werden im Hauptmodul verarbeitet und als Anmerkung hinterlegt, jedoch nicht in die Montageungenauigkeit des Bauteils mit eingerechnet.

5.2.4.2 Bedienereinfluss

Die Untersuchung des Bedienereinflusses wird wie zuvor bei den anderen Submodulen mit der Durchführung einer FMEA begonnen. Das Ergebnis der FMEA für die

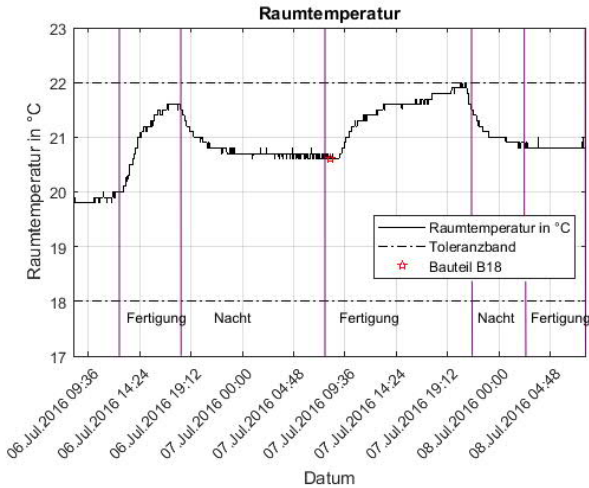


Abbildung 5.23: Darstellung der Raumtemperatur an Fertigungstagen; Bauteil B18 (markiert durch Stern)

möglichen Fehlertypen, die durch den Bediener bedingt sind, ist in Tabelle 5.7 dargestellt. Alle enthaltenen Fehler sind auf Unachtsamkeiten des Bedieners zurückzuführen. Solche Unachtsamkeiten nehmen mit der Gewöhnung des Bedieners an seine Tätigkeiten zu. Die resultierenden RPZs in Tabelle 5.7 sind klein im Vergleich zu den anderen Prozessen. Damit hat der Bediener nur einen geringen Einfluss auf das Gesamtmontageergebnis. Aus diesem Grund und weil er nur schwer kontinuierlich zu überwachen ist, wird kein eigentliches Fehlermodul erstellt. Dennoch werden der Effekt der Gewöhnung des Bedieners an den Prozess und die daraus resultierenden Auswirkungen untersucht.

Als Erstes werden die Produktionsdaten ausgewertet, um ein Indiz zu erhalten, ab welchem Zeitpunkt der Prozess eingefahren ist und damit die Gewöhnung des Bedieners beginnt. Die betrachteten Produktionsdaten wurden im Rahmen einer Vorserienfertigung aufgezeichnet. Dabei wurden sowohl Maschinen- und Prozessdaten wie auch die Herzfrequenz des Bedieners mithilfe einer Pulsuhr aufgezeichnet. In den Produktionsdaten in Abbildung 5.24 ist zu erkennen, dass die Messabweichungen eines neuen Produkts größere Toleranzen aufweisen, sich dann aber mit der Zeit einpendeln (siehe Abbildung 5.25). Dieses Einpendelverhalten liegt an dem typischen Anfahrverhalten eines neuen Prozesses. Innerhalb der Messwerte zeigen vor allem die Winkelfehler (α , β , γ) eine deutliche Verringerung der Toleranzen. Die Translationswerte bleiben in einer ähnlichen Größenordnung. Nicht alle Bauteile werden vermessen; so treten in der Taktzeitvermessung mehr Bauteile auf als in

ID	Fehler	H	B	E	RPZ
38	Zu hohe manuelle Krafteinwirkung	4,3	7	6,4	193
37	Operator vergisst Montageschritt	1,8	7	6,6	84
50	Falsches Bauteil verbaut	1,8	7	6	76
34	Operator stößt an System	1,8	7	5,6	71
35	Operator verunreinigt	2,6	4	5,9	61
40	Unachtsamkeit (achtet nicht auf Bildverarbeitung)	1,8	4	7,1	51
39	Operator lässt Bauteil fallen	3,5	7	1	25
36	Start falscher Montagefunktion	1,8	4	2,4	17
54	Vakuum Halterung nicht aktiviert	1,8	4	1,4	10
56	180° Drehung des Bauteils	1,8	1	4	7

Tabelle 5.7: Ergebnisse der FMEA aus Abschnitt 4.4 für die Fehler, die auf Unachtsamkeiten des Bedieners beruhen

der Ausgangsvermessung. Ebenso ist die Taktzeit aufgrund des noch unbekannten Prozesses, der noch nicht in allen Punkten final ausgelegt ist, hoch, wie in Abbildung 5.26 (a) zu sehen ist. Auch sie pendelt sich nach einigen Fertigungstagen in einem normalen Bereich ein (siehe Abbildung 5.26 (b)). Der Mitarbeiter ist nun mit dem Prozess vertraut und kann ihn schneller durchführen.

Das Anfahren einer Fertigung und somit das Durchführen einer neuen Tätigkeit erfordert bei dem Bediener eine erhöhte Aufmerksamkeit. Je länger diese Tätigkeit ausgeführt wird, um so sicherer wird der Bediener, die Konzentration sinkt und damit steigt die Gefahr von Flüchtigkeitsfehlern, die durch Unaufmerksamkeiten verursacht werden. Wird der Bediener mithilfe einer Pulsaufzeichnung analysiert, kann der Gewöhnungsprozess dokumentiert werden. In Abbildung 5.27 (a) ist im Vormittagsbereich des ersten Fertigungstages ein deutlich höherer Puls zu erkennen. Erst ab dem Mittag werden Bauteile innerhalb der Toleranzen hergestellt. Ab diesem Zeitpunkt wird bei dem Bediener eine geringere Pulsfrequenz erfasst. Sie fällt über den Tag ab. Eine erhöhte Herzfrequenz kann somit als Indikator für Auffälligkeiten in der Fertigung genutzt werden. Nach einigen Fertigungstagen befindet sich der Puls auf einem insgesamt niedrigeren Niveau, wie in Abbildung 5.27 (b)

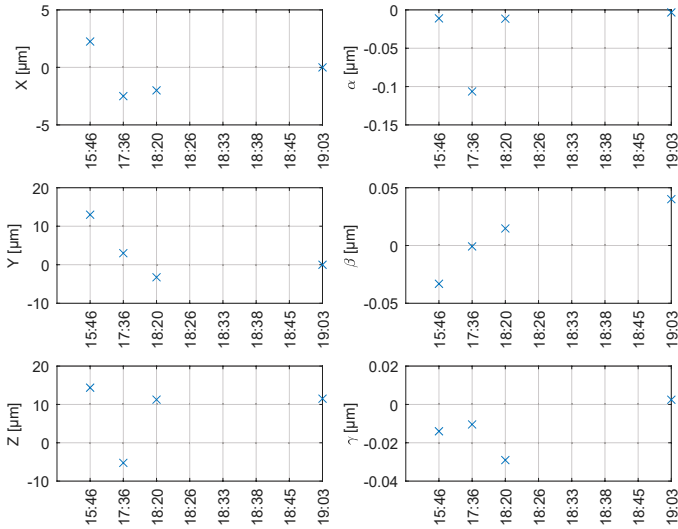


Abbildung 5.24: Bauteil-Ausgangsvermessung am ersten Fertigungstag

zu erkennen ist. Der mittlere Puls ist um 12 BPM (Beats per Minute, Schläge pro Minute) gesunken. Die Beobachtung, dass der mittlere Puls an einem späteren Fertigungstag im Vergleich zum ersten Fertigungstag absinkt, erfolgte redundant innerhalb eines weiteren Fertigungsprojekts. Generell ist die Pulsaufzeichnung von Mitarbeitern kritisch, da persönliche Daten erhoben werden und somit ein Eingriff in die Privatsphäre erfolgt. Die Aufzeichnung erfolgt hier nur zu Forschungszwecken.

Aus den Beobachtungen wird geschlossen, dass eine Unterstützung für den Bediener, die es ihm ermöglicht, seine Aufmerksamkeit aufrechtzuerhalten, sinnvoll ist. Denkbar sind Anweisungen auf einem Bildschirm oder das Quittieren bestimmter Punkte, wenn sie abgeschlossen sind. So kann verhindert werden, dass Prozessschritte übersprungen oder falsche Funktionen auf dem Roboter gestartet werden. Auch eine Tablet-Unterstützung wie in Abbildung 6.15 bietet dem Bediener eine verbesserte Möglichkeit, die Prozessparameter zu kontrollieren. Generell lässt sich der Verlust der Bedieneraufmerksamkeit zwar nicht vollständig verhindern. Ein System zur Bedienerunterstützung bei Störungen oder Auffälligkeiten im Prozess kann aber zusätzlich als Entscheidungshilfe für die Bedienerinteraktion dienen. Hierzu zählen beispielsweise regelbasierte Expertensysteme. Solche Systeme ermitteln Schlussfolgerungen bei gegebenen Anfragen aus den ihnen zugrunde liegenden Daten und können anhand von Regeln wissensbasiert Aussagen machen bezie-

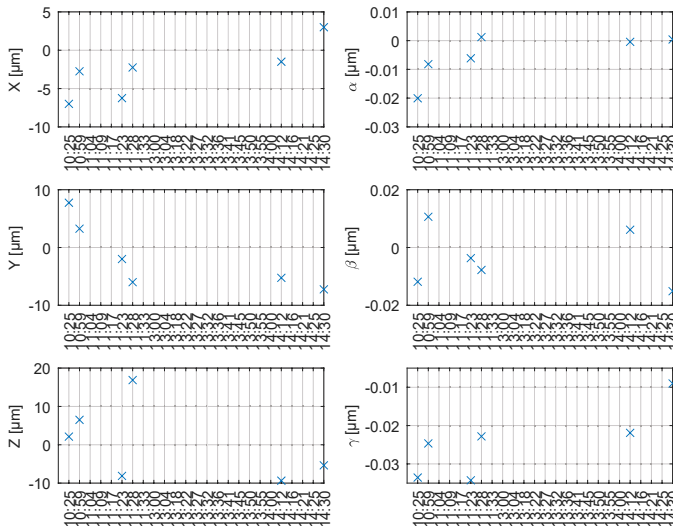


Abbildung 5.25: Bauteil-Ausgangsvermessung nach einigen Fertigungstagen

hungsweise Handlungsempfehlungen abgeben [81]. Das Submodul *Bedienereinfluss* wird nur für das Auffinden von Prozessstörungen genutzt. Eine Einbindung in die Berechnung der Montagegesamtgenauigkeit erfolgt nicht, da sich die gefundenen Auffälligkeiten schlecht als Regelgröße für den Prozess erfassen lassen.

5.3 Die Haupt- bzw. Verknüpfungsfunktion

Die Hauptfunktion stellt die zentrale Einheit für die Datenauswertung dar. Hierbei liest sie alle Daten ein und ordnet sie den jeweiligen Submodulen zu. In der Hauptfunktion werden außerdem alle Resultate, die in den Teilmodulen ermittelt wurden, zusammengefasst. Sie untersucht die Teilergebnisse der Submodule auf mögliche Wechselwirkungen. Dazu werden Methoden der Assoziationsanalyse (siehe Abschnitt 2.2.2) und der Korrelationsanalyse eingesetzt.

In der Software wird diese Hauptfunktion in gleicher Form wie ein Submodul aufgebaut. Auch sie ist über die GUI ansteuerbar. Die Hauptfunktion bietet die Funktionen der Ausgabe einer Fehlerzusammenfassung für die erfolgte Produktion sowie die Erstellung von Analysegrafiken und einer Fehlerverknüpfungsmatrix. Für die Erstellung einer Fehlerverknüpfungsmatrix werden alle zu verknüpfenden Submodule durchlaufen. Erkennt ein Submodul einen Fehler, so wird er in die Fehlerverknüpfungsmatrix für ein bestimmtes Bauteil aufgenommen. Nicht alle aufge-

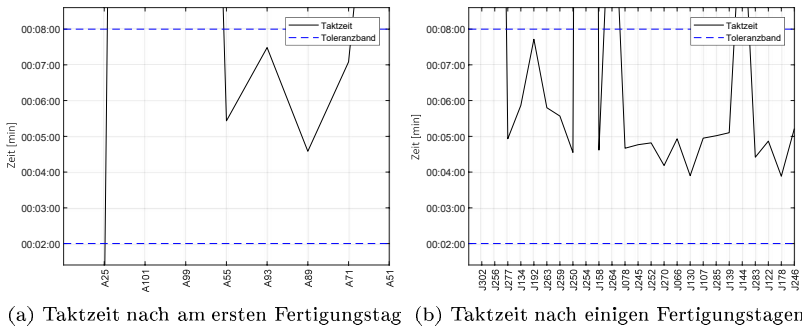


Abbildung 5.26: Taktzeit an verschiedenen Fertigungstagen

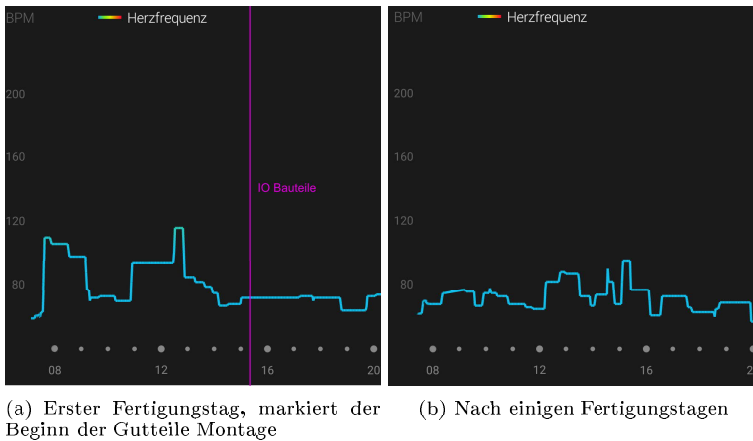


Abbildung 5.27: Aufgezeichnete Pulswerte des Bedieners an verschiedenen Fertigungstagen; BPM über Uhrzeit

fürten Fehler sind direkt durch ein Submodul detektierbar. Einige können antizipiert werden, wie beispielsweise Fehler 37 *Abweichen der Zuführpositon* mit dem Fehler 40 *Bildverarbeitungposition des Bauteils B weicht ab* äquivalent ist. Hierfür sind innerhalb der Hauptfunktion Regeln in einer Baumstruktur hinterlegt, die ähnliche und abhängige Fehler verknüpfen. Treten bei einem Bauteil mehrere unterschiedliche Fehler auf, wird in der Korrelationsmatrix eine Fehlerverknüpfung eingetragen. Der Verknüpfungswert wird bei jedem weiteren Auftreten einer Ver-

knüpfung um eins erhöht. Eine daraus resultierende Fehlerverknüpfungsmatrix findet sich in Abbildung A.24. Auf diese Weise hat Schmitt [110] erste Fehlerverknüpfungen für unterschiedliche Prozesse und darin enthaltene Auffälligkeiten erstellt. Der Vergleich der kalkulierten Matrix mit der im Abschnitt 4.4 *Systematik zur Messpunktidentifizierung* mithilfe einer FMEA erstellten Korrelationsmatrix findet sich in Abschnitt 6.1.6. Er zeigt eine sehr deutliche Übereinstimmung der ermittelten Korrelationen. Eine detailliertere Betrachtung der Funktionalität findet sich im Kapitel 6.1.6 *Verifikation der Hauptfunktion in einem realen Produktionsprozess*.

5.3.1 Ableiten von Handlungsanweisungen und Abschätzen einer Montagegenauigkeit

In den vorherigen Abschnitten wurden die Konzeption von Submodulen sowie der Aufbau der Hauptfunktion beschrieben. Innerhalb der Hauptfunktion wurde eine Fehlerkorrelationsmatrix auf der Basis der Prozessdaten erstellt. Ergänzend wurde festgestellt, dass es sich bei einer Ereigniskorrelation noch nicht um eine Ereigniskausalität handeln muss. Ereigniskausalitäten lassen sich entweder mithilfe von Expertenwissen innerhalb der FMEA – aufgezeigt in Abbildung 4.9 – ermitteln oder durch die schrittweise Analyse von Auffälligkeiten und deren Kausalitäten untersuchen.

Basierend auf den ermittelten Kausalitäten kann die erstellte Fehlerkorrelationsmatrix neben der Analyse auf Fehlerabhängigkeiten genutzt werden, um die Ursache für einen Fehler zu ermitteln. Liegt eine bestimmte Auffälligkeit vor, wird ausgehend von der Korrelationsmatrix, die aus historischen Produktionsdaten erzeugt wurde, geprüft, ob weitere Auffälligkeiten in anderen Submodulen vorliegen. Das Vorgehen ist in Abbildung 5.28 schematisch dargelegt. Zu beachten ist hierbei, dass es nur für Indizien gilt. Treten konkrete Fehler auf, die den Prozess gefährden, führt dies zur sofortigen Prozessunterbrechung, um Schaden am Produkt auszuschließen.

Das Datenanalysemodul unterstützt den Bediener und gibt anhand der ihm bekannten Korrelation Empfehlungen, welche Prozessschritte bei der vorliegenden Auffälligkeit zusätzlich betrachtet werden sollten. In Abbildung 5.28 ist dies in Block 2 zu sehen. Die Analyse innerhalb eines Moduls im laufenden Prozess wird dadurch stark beschleunigt, dass nur auffällige Bauteile betrachtet werden müssen. Besteht die Möglichkeit, dass beim Betrachten eines weiteren Prozessmoduls eine oder mehrere weitere Auffälligkeiten gefunden werden, wird ein Wartungshinweis ausgegeben. Solche Wartungshinweise basieren auf der Fehlerursachenanalyse in Abbildung A.1, an deren Verknüpfungspunkten ein Wartungshinweis (Beispiele siehe Tabelle A.3 bis A.5) entnommen werden kann. Bevor ein Wartungshinweis ausgeführt wird, prüft zusätzlich das Hauptmodul, ob die vorgesehene Endmontagegenauigkeit noch erreichbar ist. Zudem wird die Möglichkeit geschaffen, bei einer Montagegenauigkeit, die im Grenzbereich der zulässigen geforderten Toleranzen liegt, den Bediener zu informieren, ihm jedoch die Entscheidung zu überlassen,

ob eine Fortsetzung der Produktion erfolgt. Ein solcher Datensatz wird in der Datenbank entsprechend markiert, um ihn bei einer späteren Analyse gesondert betrachten zu können.

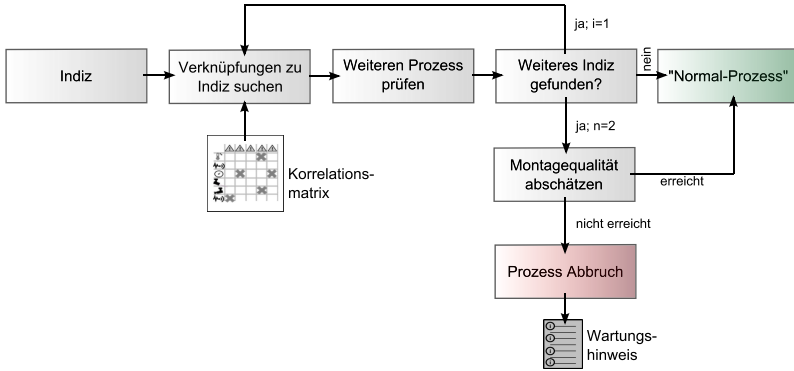


Abbildung 5.28: Erkennen von abhängigen Fehlern auf der Basis der Korrelationsmatrix

Die Vorhersage von Prozessparametern ist eine generelle Aufgabe des Data Minings, wie in Abschnitt 2.2 eingeführt wurde. Dafür stehen verschiedene Werkzeuge zur Verfügung. Die Abschätzung der erreichbaren Montagegenauigkeit kann anhand einer Monte-Carlo-Methode erfolgen. Ellwood [43] hat diese Abschätzung für eine ähnliche Montageprognose für die Präzisionsmontage mit vergleichbaren Systemkomponenten entwickelt. Sie wird an dieser Stelle exemplarisch für den Ebenenausgleich dargestellt. Nach Ellwood [43] können die gemessenen Punkte des Ebenenausgleichs mit der Formel 5.2 abgebildet werden.

$$\mathbf{P}_i = \begin{bmatrix} x_{n,i} + u(\sigma_{Roboter,x}) + r(\sigma_{Sensor}) \\ y_{n,i} + u(\sigma_{Roboter,y}) + r(\sigma_{Sensor}) \\ z_{n,i} + u(\sigma_{Roboter,z}) + y_{n,i} \tan(\beta) + x_{n,i} \tan(\alpha) + u(\sigma_{Sensor}) + u(\sigma_{Bauteil}) \end{bmatrix} \quad (5.2)$$

Hierbei bedeuten [43]:

\mathbf{P}_i	simulierte Positionen des Roboters
$x_{n,i}; y_{n,i}; z_{n,i}$	Zielwerte des Roboters
$u(\sigma_{Roboter})$	Ungenauigkeit des Roboters
$u(\sigma_{Sensor})$	Ungenauigkeit des Sensors
α, β	Ebenenrotationswinkel um x und y
$u(\sigma_{Bauteil})$	Ungenauigkeit des Bauteils

Wird die Formel 5.2 angewendet und werden $n = 100$ Berechnungen ausgeführt, resultiert der Graph in Abbildung A.32, die den simulierten Ebenenausgleich dar-

stellt. Die Durchführung einer Monte-Carlo-Simulation lässt sich ersetzen, wenn hinreichend viele Versuchsdaten vorliegen, um eine verlässliche Standardabweichung für die Versuchsdaten zu berechnen. Umgekehrt kann das Verfahren der Monte-Carlo-Methode unterstützend zum Einsatz kommen, wenn die Datenbasis nicht hinreichend groß ist. Die Methode benötigt mehr Rechenzeit und liefert nur für große n bessere Ergebnisse als die Verwendung von statistischen Parametern. Eine Gegenüberstellung von simulierten Daten mithilfe der Monte-Carlo-Simulation und realen Versuchsdaten ist Abbildung A.32 im Anhang zu entnehmen. Beide Verteilungen liefern ähnliche Kennwerte der deskriptiven Statistik.

Für die meisten Prozessschritte lässt sich mithilfe des beschriebenen Vorgehens eine Montagegesamtingenauigkeit durch die Nutzung der Standardabweichung, die aus Versuchsdaten generiert wird, erzeugen. Die einzelnen erhaltenen Prozessungenauigkeiten können zu einer gesamten Montageungenauigkeit aufsummiert werden [43]. Grundsätzlich beruht dieses Verfahren auf dem „Root Sum Square“, dem Wurzelsummenquadrat-verfahren, und kann, solange die Fehler linear sind, durch die folgende Gleichung abgebildet werden [26]:

$$dU = \left[\sum \left(\frac{\partial f(X_i)}{\partial X_i} \right)^2 \cdot T_i^2 \right]^{1/2} \quad (5.3)$$

Hierbei bedeuten:

dU	<i>vorhergesagte Montagegenauigkeit</i>
$f()$	<i>Montagefunktion</i>
X_i	<i>Abmaße der Montagekomponente</i>
T_i	<i>Montagekomponente Toleranz</i>

Aus den Gleichungen 5.2 und 5.3 kann zur Berechnung der Montageungenauigkeit für bereits erfolgte Montageteilprozesse die folgende Gleichung 5.4 abgeleitet werden:

$$dU_T(i) = \left[\sum_{l=1}^n (\mathbf{P}_m(i, l) - \mathbf{P}_p(i, l))^2 \right]^{1/2} \quad (5.4)$$

Hierbei bedeuten:

dU_T	<i>Montagegenauigkeit getestet</i>
i	<i>Bauteilindex</i>
l	<i>Index für durchgeführte Montageprozesse</i>
j	<i>Index für simulierte Montageprozesse</i>
\mathbf{P}_m	<i>gemessene Montageposition</i>
\mathbf{P}_p	<i>erwartete Montageposition</i>

Mit diesen Gleichungen ist es möglich, auf der Basis realer Prozessdaten eine Abschätzung der Endproduktqualität vorzunehmen. Zur Abschätzung der gesamten Prozessungenauigkeit werden für jedes Bauteil die einzeln ermittelten Teilprozessgenauigkeiten zusammengefasst und zu einer Gesamtprozessgenauigkeit verrechnet [43]. Dazu liefert jedes Submodul für jedes Bauteil eine Montageungenauigkeit. Für alle bereits durchlaufenen Prozessschritte werden die ermittelten Prozessun-

genauigkeiten genutzt, für noch nicht durchlaufene Prozessschritte wird ein Trainingsdatensatz für die Aussage über die zu erwartenden Montageungenauigkeiten eingesetzt. Mit zunehmender Zahl durchgeführter Teilprozesse sinkt die Unsicherheit in der Vorhersage.

In Abbildung 6.12 ist ein beispielhafter Verlauf für die Entwicklung der Montageungenauigkeit mit zunehmender Zahl an durchgeführten Teilprozessen dargestellt. Eine detailliertere Betrachtung der aufsummierten Montageungenauigkeit sowie ein Abgleich der Vorhersagen mit tatsächlichen Messwerten zur Produktqualität finden sich im Abschnitt 6.2 *Vergleich zwischen Vorhersage und tatsächlichen Ereignissen*.

5.3.2 Einbindung des Analysewerkzeugs

Das zuvor beschriebene Werkzeug zur Datenanalyse (Prozessmodellarchitektur) ist auf die Analyse bereits vorliegender Daten (offline) ausgerichtet. Die Erkennung von Mustern, Mittelwerten oder des Medians basiert auf der Analyse von statischen Daten. Das Modul muss zuerst das Datenverhalten „lernen“, um Abweichungen vom Erwartungsverhalten zu erfassen. Soll die Datenanalyse „online“ durchgeführt werden, so ist die Datenbereitstellung zu ändern und das System anzulernen. Alle Analyseverfahren sind in gleicher Weise auch „online“ einsetzbar. Wie eine Übertragung statistischer Methoden zur Auffälligkeitsdetektion auf Online-Datenbanken möglich wird, beschreibt Beringer [11]. Eine Herausforderung stellt hierbei die echtzeitfähige Anbindung der Daten an das Modell dar. Nur wenn sichergestellt ist, dass die Daten ausreichend schnell bereitgestellt und ausgewertet werden können, kann eine Online-Analyse sinnvoll erfolgen. Derzeit ist das System in einer dezentralen Struktur aufgebaut. Daten fallen an den jeweils eingesetzten Sensor- und Aktorelementen an und werden auf lokalen Computern abgelegt (siehe auch Abschnitt 4.2). Die Daten werden von dem zentralen Datenverarbeitungscomputer über eine Netzwerkanbindung eingezogen und verarbeitet. Infolge der benötigten Übertragungszeiten ist das System nicht echtzeitfähig. Eine zentrale Datenverwaltung ist bei neu aufzubauenden Prozessen vorzuziehen [50]. Die innerhalb des Beispielprozesses eingesetzte Hardware bietet diese Möglichkeiten nicht an.

Die reaktive Implementierung der Analyseergebnisse in den Prozess kann als Erweiterung dieser Arbeit umgesetzt werden. Für die Einbringung eines interagierenden Online-Systems ist eine weitere Qualifizierungsphase notwendig, um sicherzustellen, dass die Software keine „falschen“ Entscheidungen trifft und der Prozess prozessfähig sowie das Verhalten der Maschine für den Experten nachvollziehbar bleibt.

Eine Adaption der erstellten Submodule ist ohne große Änderungen für eine Im-Prozess-Analyse (online) möglich. Die Module sind so aufgebaut, dass sie ihr Grundlagenwissen über den Prozess aus einer statischen Datenbasis generieren (sie werden angelernt), jedoch dynamisch im Prozess anhand von Einzelwerten agie-

ren. Ein Nachweis der Online-Funktionalität des Modells erfolgt simulativ in Abschnitt 6.2 anhand der Montagequalitätsprognose.

5.4 Vergleich des gefundenen Modells mit einem Black-Box-Ansatz

Im vorangegangenen Teil der Arbeit wurde die Modellbildung vorgestellt, die Korrelationen innerhalb von Fertigungsdaten auf der Basis einer expertengestützten Vorstrukturierung findet. Dabei wurden sowohl die Daten wie auch die Analysefunktionen in Submodule vorstrukturiert. Eine sogenannte *White-Box-Modellierung*, bei der die innere Modellstruktur bekannt ist, entstand. Auch wenn einige Datensätze in mehreren unterschiedlichen Submodulen ausgewertet wurden, so kann es sein, dass durch diese Form der Modellbildung unerwartete Verknüpfungen von Parameterentwicklungen nicht sicher gefunden werden.

Als Vergleich folgt eine Korrelationsanalyse auf der Grundlage von Prozessdaten und den darin enthaltenen Parametern ohne Vorstrukturierung. Jeder Parameterverlauf wird mit jedem anderen „blind“ auf Korrelation untersucht. Eine *Black-Box-Modellierung*, bei der die innere Modellstruktur unbekannt ist, entsteht. Hierfür werden Verfahren der Regressionsanalyse angewendet, um die unbekannte Modellstruktur aufzubauen. Zu beachten ist, dass bei dieser Korrelationsanalyse nur eine Aussage über die Abhängigkeit der Prozessparameter getroffen werden kann. In der früheren Korrelationsmatrix, die in Abschnitt 5.3 erstellt wurde und die im Anhang in Abbildung A.24 zu sehen ist, sind hingegen Auffälligkeiten korreliert. Die Erstellung einer solchen Matrix setzt eine vorausgehende Analyse der Einzelprozesse voraus, um Auffälligkeiten als solche zu detektieren.

Die Analyse der entstandenen Parameterkorrelationsmatrix in Abbildung 5.29 ergibt wenige starke Korrelationen. Lediglich die Kalibrierparameter korrelieren, sofern sie zur gleichen Kamera gehören. Daraus lässt sich schließen, dass die Umgebungsverhältnisse, die für beide Kameras gleich sind, wenig Einfluss auf die Kalibrierung besitzen. Die gefundenen Korrelationen der Kalibrierparameter zu der resultierenden Drehung der Setzposition sowie der Einfluss auf die Bildverarbeitungspositionen wurden vermutet. Zu erwarten waren die Korrelationen, die zwischen den Bildverarbeitungspositionen im Bildverarbeitungsrechner (Matrixwert 25–32) und denen im Roboter (Matrixwert 16–18) ermittelt wurden, da letztere redundante Informationen beinhalten. Auch die Setzposition (19, 20) korreliert mit den Bildverarbeitungswerten (25–32). Dies weist den Zusammenhang der Bildverarbeitungsvermessung mit den resultierenden Bauteilsetzpositionen nach, was die Grundlage für eine Regressionsanalyse bildet. Zudem wird eine leichte Korrelation der Bildverarbeitung in y-Richtung mit den mit dem Laser gemessenen Ebenenwinkeln festgestellt. Generell bleiben die Lasermesswerte eher uneingebunden.

Die Taktzeit weist als einziger Parameter eine leichte Korrelation mit der Endposition in y-Richtung auf. Diese Abhängigkeit weist darauf hin, dass es innerhalb

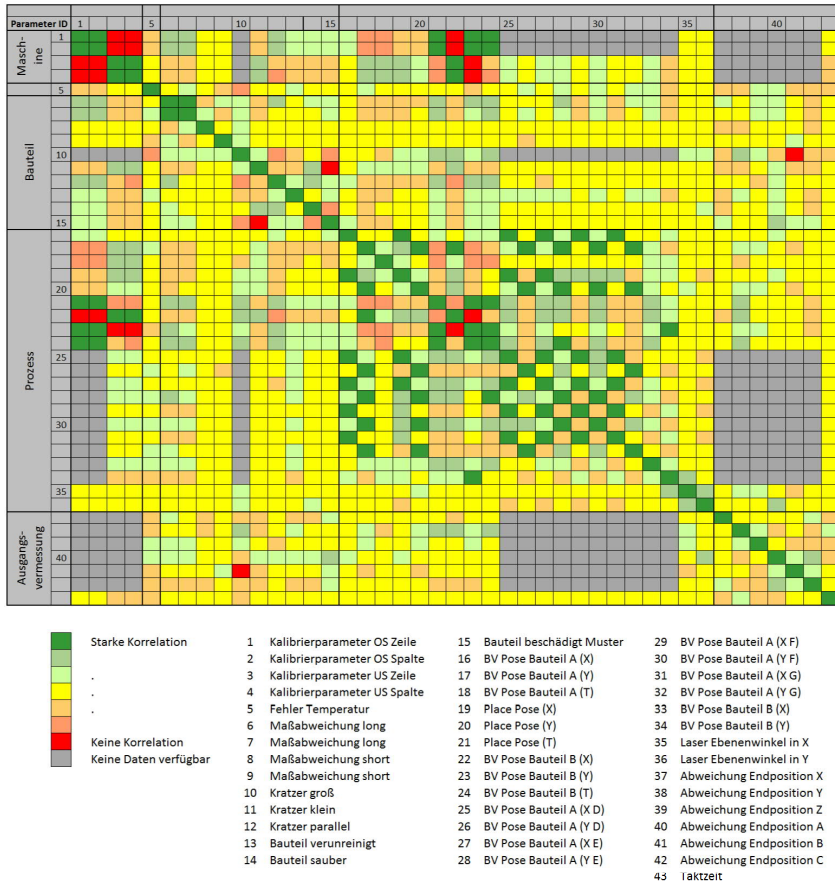


Abbildung 5.29: Berechnete Korrelationsmatrix aus einem Black-Box-Ansatz; Korrelation erfolgt pro Parameter

des abgebildeten Datensatzes zu Ungenauigkeiten in der y-Richtung gekommen ist. Einfluss auf die Endpositionierung der Bauteile besitzen nur Parameter, die dem Bauteil zuzuordnen sind. Dies erklärt sich daraus, dass es bei der Positionserfassung der Bauteile aufgrund von Verunreinigungen oder Beschädigungen zu Ungenauigkeiten kommt. Weiterhin besitzt der Ebenenwinkel A (α), der während des Prozesses ermittelt wird, Einfluss auf die spätere Endpositionierung des Bauteils in genau diesem Winkel. Auch dies war zu erwarten.

Im Weiteren erfolgt ein Vergleich der beiden vorgestellten Methoden: der *White-Box-Analyse*, die der **Präzisionsmontagemethode** zugrunde liegt, und der *Black-Box-Analyse*, bei der Parameterkorrelationen untersucht wurden. Die entstandenen Korrelationsmatrizen aus den beiden verschiedenen Modellierungen können nicht direkt miteinander verglichen werden, da die eine Matrix Prozessgrößen und deren Korrelationen enthält, während die andere Matrix Störungskorrelationen enthält. Ein Nachteil der *Black-Box-Modellstruktur* besteht darin, dass das System nur als Ganzes qualifiziert werden kann. Eine Qualifizierung von Teilfunktionen ist schwer möglich, was dazu führt, dass eine größere Datengrundlage benötigt wird, um gleichwertige Aussagen zu Prozesskorrelationen zu treffen. Auch lassen sich durch die Datenvorverarbeitung in der **Präzisionsmontagemethode** deutlich mehr Erkenntnisse abbilden. Viele Parameter korrelieren in der *Black-Box-Analyse* kaum bis gar nicht, was daran liegt, dass sehr kleine Schwankungen in einzelnen Werten nicht zwangsläufig als Auffälligkeit erkannt werden. Ein Vorteil der *Black-Box-Modellstruktur* ist die relativ simple Modellstruktur, die es erlaubt, auch ohne Prozesswissen Ergebnisse zu generieren. In der **Präzisionsmontagemethode** lässt sich aufgrund der Möglichkeit, auch Testdatensätze zu integrieren, eine größere Anzahl an Prozessen abbilden und untersuchen. Der *Black-Box-Ansatz* führt nur bei einem absolut vollständigen Datensatz zu nutzbaren Korrelationen, weshalb die Datengrundlage für diese Modellierungsform deutlich niedriger ausfällt.

Abschließend ist festzustellen, dass die durch die Parameterkorrelation erhaltenen Ergebnisse zwar Aussagekraft für den Prozess haben, jedoch nicht allein für das Auffinden von Prozessstörungen verwendet werden können. Die Datengrundlage für die *Black-Box-Modellierung* ist zu dünn, und hinzu kommt, dass die erzeugten Datensätze nur dann für die Modellbildung verwendbar sind, wenn sie in vollständiger Form vorliegen. Eine Möglichkeit, Expertenwissen zu integrieren, ist bei der Parameterkorrelation nicht gegeben. Trotzdem kann sie als Ergänzung zur Fehlerkorrelationsmatrix angewendet werden. Hierfür besteht die Möglichkeit, verschiedene Versionen der Parameterkorrelationsmatrix beispielsweise von verschiedenen Fertigungstagen im Hauptmodul zu vergleichen.

5.5 Fazit

In der nachfolgenden Tabelle 5.8 sind die zentralen Ergebnisse aller Submodule zusammengefasst. Sie bietet eine Aufstellung darüber, welche Auffälligkeiten in

welchem Submodul erfasst werden konnten. Zudem wird der jeweilige Einfluss auf die Bauteilqualität erfasst.

In diesem Kapitel wurde weiterhin gezeigt, dass die Verknüpfung der einzelnen Submodule durch die Hauptfunktion funktional ist. Liegen kleine Datensätze vor, kann innerhalb der **Präzisionsmontagemethode** das Training der Submodule separat mit kleinen Trainingsdatensätzen erfolgen. Die Methode wurde mit der *Black-Box-Modellierung* verglichen. Die erzielten Ergebnisse der beiden Modellierungen sind vergleichbar, jedoch bietet die *Black-Box-Modellierung* ergänzend die Möglichkeit, zuvor unbekannte Parameterkorrelationen zu berücksichtigen. Diese müssen in der Präzisionsmontagemethode in einem separaten Trainingsschritt erlernt werden. Für die weitere Analyse wird deshalb eine Kombination aus beiden Modellierungen im Hauptmodul implementiert.

Handlungsbedarf und Lösungsraum:

Kleine Datenbasen mit engen Toleranzgrenzen können analysiert werden. Fehlerzusammenhänge lassen sich mit der Methodik der prozessorientierten Daten-segmentierung und der auf Teilmodellen basierenden Modellierung vergleichbar zu den Ergebnissen der Methodik der prozessorientierten Analyse komplexer Fertigungsprozesse mit beschränkter Datenbasis finden.

Handlungsbedarf und Lösungsraum:

Die Prozessanalyse konnte weitgehend ohne Zusatzsensorik erreicht werden. Mithilfe von Expertenwissen ließ sich eine initiale Verknüpfung der Submodule erstellen.

Handlungsbedarf und Lösungsraum:

Die Betrachtung von Einzelkomponenten konnte durch die Hauptfunktion auf den gesamten Prozess ausgeweitet werden.


	Maschine	Leistungsaufnahme 	Auffälligkeiten gefunden; Funktionsweise konnte mit Referenzmessung bestätigt werden.
		Positionierverhalten 	Auffälligkeiten gefunden; Funktionsweise konnte mit Referenzmessung bestätigt werden.
	Prozess	Bildverarbeitung 	Großer Einfluss auf Produktqualität. Schwingungen, Kantenausbrüche sowie Fehlbelichtungen konnten detektiert werden.
		Kameraparameter 	Einfluss auf Bauteilqualität. Starke Abweichung werden sicher gefunden.
		Ebenenvermessung 	Großer Einfluss auf Produktqualität. Schwingungen und Fremdkörper werden erkannt.
	Produkt	Greifen und Setzen 	Überwachen der Greif- und Setzpositionen kann als Indikator für Maschinenverschleiß genutzt werden. Auch die Prozessgesundheit kann hierüber einfach beurteilt werden, besonders bei der Trendbetrachtung.
		Bauteiloberfläche 	Kein Einfluss auf die Endpositionierung. Jedoch als Indikator für Produktqualität nutzbar. Fehler werden erkannt und richtig klassifiziert.
		Bauteilabmaße 	Können die Bauteilqualität beschreiben, sind jedoch abhängig von der zuvor erfolgten Kamerakalibrierung.
	Umgebung	Temperatur – Wetter 	Abhängigkeiten von Jahres- und Tageszeit wurden gefunden, jedoch kein Einfluss auf die Bauteilqualität.
		Bedienereinfluss 	Aufmerksamkeit (Messung der Herzfrequenz) des Bedieners besitzt Einfluss auf Prozessstabilität.

Tabelle 5.8: Tabellarische Zusammenfassung der Ergebnisse, die innerhalb der Submodule erzielt wurden

6 Experimentelle Prüfung des Prozessmodells

Dieses Kapitel validiert das zuvor erstellte Modell. Es wird die korrekte Fehlererkennung geprüft und damit die Modulzuverlässigkeit ermittelt. Weitergehend werden die Montagegenauigkeitsprognosen mit realen Produktdaten abgeglichen. Der Inhalt dieses Kapitels stellt den Schritt 8 der Präzisionsmontagemethode aus Abbildung 6.1 dar. Es werden sowohl die in Kapitel 4 identifizierten Sensoren und die daraus resultierende Datenbank wie auch das in Kapitel 5 gefundene Prozessmodell evaluiert.

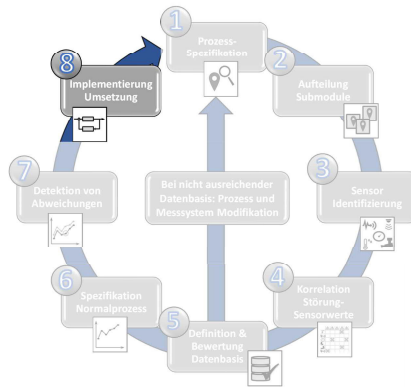


Abbildung 6.1: Aktueller Ausschnitt aus der Präzisionsmontagemethode

6.1 Evaluierung einzelner Module und Submodule

Begonnen wird mit dem Funktionsnachweis ausgewählter Submodule. Die Reihenfolge der Betrachtung erfolgt in ähnlicher Weise wie in Abschnitt 5.2 eingeführt. Die Submodule werden von dem Modellkontext isoliert betrachtet und mithilfe von künstlichen Störungen sowie eines Testdatensatzes, der innerhalb eines realen Produktionsprozesses entstand, hinsichtlich ihrer Funktionalität evaluiert. Sind die

Submodule als funktional identifiziert worden, erfolgt die Qualifizierung des gesamten Modells. Zur Qualifizierung des zentralen Moduls (Hauptfunktion) werden sowohl Qualitätsprognosen mit tatsächlichen, qualitätsbeschreibenden Parametern wie auch die entstandene Fehlerkorrelationsmatrix mit der aus der FMEA sich ergebenden Korrelationsmatrix abgeglichen.

Die einzelnen Submodule, die durch künstlich aufgebrachte Störungen getestet wurden, werden in einem realen Produktionsprozess evaluiert. Zur Qualitätsbeschreibung der Submodule werden Fehlererkennungsraten für einzelne Fehlertypen ermittelt. Hierfür werden von den Trainingsdaten unabhängige Testdaten auf die einzelnen Module aufgebracht, um deren Funktionsfähigkeit bewerten zu können. Wird die Trennung in Test- und Trainingsdaten nicht durchgeführt, ist eine Überanpassung des Modells (engl. Overfitting) möglich. Dabei werden im Extremfall die Trainingsdaten sehr gut abgebildet, jedoch ist eine Übertragung auf andere Daten, z. B. den Realfall, nicht möglich. [100] Für die Trennung in Test- und Trainingsdaten wurden von dem Datensatz, in dem 400 komplette Bauteildatensätze enthalten sind, 20 % für Tests zurückgehalten. Diese Testmenge wird anschließend mit statistischen Methoden vergrößert, um einen größeren Testdatensatz zu erzeugen. Der Testdatensatz wird für die Abschätzung der Vorhersagegenauigkeit des Gesamtsystems verwendet. Das Training und das Einstellen der Schwellwerte der einzelnen Submodule in Kapitel 5 erfolgte mit den 320 Datensätzen (80 %) des kompletten Bauteildatensatzes. Für die Bewertung der einzelnen Submodule und die Erstellung der Bewertungsmatrix in Anlehnung an eine Konfusionsmatrizen nach Sammut [102] wurde mithilfe des Demonstrationskörpers ein Datensatz mit dem Stichprobenumfang von $n = 30$ pro Fehlertyp für die Evaluierung der einzelnen Submodule verwertet. Darin sind jeweils 50 % Fehler in Form von Prozessstörungen und 50 % ungestörte Prozessdurchläufe enthalten. In den erstellten Konfusionsmatrizen wird die Erkennungsrate (Accuracy ACC) ermittelt. Dies ist nach Sammut [102] definiert zu:

$$ACC = \frac{\sum True\ positive + \sum True\ negative}{\sum True\ positive + \sum True\ negative + \sum False\ positive + \sum False\ negative} \quad (6.1)$$

Hierbei bedeuten:

ACC *Erkennungsrate*
True positive *Fehler vorhanden und als solcher klassifiziert*
True negative *Fehler nicht vorhanden und als solcher klassifiziert*
False positive *Fehler nicht vorhanden, aber als Fehler klassifiziert*
False negative *Fehler vorhanden, aber nicht als Fehler klassifiziert*

Die Bewertungsmatrix beinhaltet die wichtigsten Fehlertypen, die innerhalb der jeweiligen Submodule modelliert werden. Ausgewählt für die Prüfung wurden Submodule aus jedem Subgruppenbereich; lediglich der Bereich Umgebung wird ausgelassen, da es nicht möglich ist, sinnvolle Störungen hinzuzufügen. Temperatur-

Klasse		Erkennungsrate
	Normalprozess	93,33 %
	Schwingung	86,67 %
	Bauteilschäden	100 %
	Unterbelichtung	100 %
	Überbelichtung	93,33 %
	Bildspeicher	100 %
	Kalibrierung	73,33 %
\bar{x}		92,38 %

Abbildung 6.2: Ergebnis der Bewertungsmatrix nach Sammut et al. [102] für die Bildverarbeitung

schwankungen, die während einer Systemwartung auftraten, konnten jedoch sicher erkannt werden. Im Folgenden werden die Submodule Bildverarbeitung, Ebenheitsvermessung, Achsenpositionierverhalten und die Eingangskontrolle exemplarisch evaluiert.

6.1.1 Bildverarbeitung

Das erste zu prüfende Modul ist das Submodul der Bildverarbeitung. Dieses Submodul stellt wie auch das Submodul Ebenheitsausgleich ein Modul zur Positionserfassung der Produkte dar. Die beiden Submodule bilden innerhalb des Fertigungsprozesses die benötigte Sensorik ab und bieten deshalb ein großes Maß an verwertbaren Informationen.

Das in Abschnitt 5.2.2.1 erstellte Modul der Bildverarbeitung wird im Folgenden auf Funktionalität geprüft. Für das Bildverarbeitungsmodul wird eine Bewertungsmatrix erstellt, die in Abbildung 6.2 zu sehen ist. In ihr erfolgt eine Evaluation aller zuvor beschriebenen Fehlertypen beziehungsweise Klassifikatoren. In der Bewertungsmatrix wird jede auf das Submodul aufgebrachte Störung einzeln ausgewertet und dabei gelistet, welche Störung das Submodul erkannt hat (siehe Gleichung 6.1). Anschließend lässt sich eine Erkennungsrate aus der Gegenüberstellung der falschen und der richtigen Detektion errechnen. In der Bewertungsmatrix in Abbildung 6.2 wurden die Fehlertypen *Schwingungen*, *Bauteilschäden*, *Unterbelichtung*, *Überbelichtung*, *Bildspeicher* und *Kalibrierung* ausgewählt und mit gezielten Störungen auf Funktion evaluiert.

Das Submodul konnte 92 % aller eingebrachten Störungen mithilfe der konfigurierten Klassifikatoren richtig zuordnen. Damit ist das Submodul bei fast allen ausgewählten Störungen zuverlässig in der Detektion. Ausreißer nach unten ergeben sich bei einer falschen Kalibrierung, die nicht immer, insbesondere bei sehr kleinen Abweichungen, als solche erkannt wurde. Die Kalibrierparameter anderer Produkte wurden sicher als solche zugeordnet. Besonders zuverlässig wurden Bauteilschäden, ein nicht erfolgtes Nachladen des Bildes (Bildspeicher) und Veränderungen in der Beleuchtungssituation erkannt. Zusammenfassend kann das Submodul die Störungen innerhalb des gewählten Beispielprozesses sicher abbilden.

6.1.2 Ebenheitsvermessung

In diesem Abschnitt wird das Submodul zur Ebenheitsvermessung aus Abschnitt 5.2.2.3 auf seine Funktionalität geprüft. Wie im vorigen Abschnitt 6.1.1 beschrieben, handelt es sich um ein Submodul zur Positionserfassung des Bauteils und bietet somit einige Informationen zur Analyse.

Innerhalb dieses Submoduls werden zwei Klassifikatoren zur Fehlerdetektion gebildet. Die Fehlertypen *Schwingungen* und *Verschmutzung* sind hinterlegt. Enthaltene Informationen zur Oberflächengüte der untersuchten Produkte werden in dem Submodul *Bauteiltoleranzen und geometrische Abmaße* untersucht und an dieser Stelle nicht auf Funktionalität überprüft. Diese Auswahl begründet sich dadurch, dass die Oberflächengüte keinen wesentlichen Einfluss auf die Endposition der Bauteile hat. Aus den beiden erstellten Klassifikatoren kann eine Bewertungsmatrix nach Gleichung 6.1 erstellt werden, die in Abbildung 6.3 zu sehen ist.

Klasse		Erkennungsrate
	Normalprozess	90 %
	Schwingung	50 %
	Verschmutzung	100 %
\bar{x}		80 %

Abbildung 6.3: Ergebnis der Bewertungsmatrix nach Sammut et al. [102] für den Ebenheitsausgleich

In der Summe können 80 % der Fehler korrekt erkannt werden. Der *Normalprozess* wird in 90 % der Fälle richtig erkannt. Die korrekte Erkennung des *Normalprozesses* ist wichtig, da ansonsten unzulässige Fehlermeldungen entstehen und so zu unnötigen Überprüfungen von Prozessen oder Produkten führen. Unnötige Überprüfungen resultieren in einer Prozessverzögerung und damit einem Taktzeitverlust. Die Detektion von Schwingungen im Montagesystem liefert nur eine Erkennungsquote von

50 %. Die aufgebrachten Schwingungen waren teilweise sehr klein ($< 2 \mu\text{m}$), sodass das Modul sie nicht fand, sie jedoch nur geringe Auswirkungen auf den Montageprozess hatten. Starke Systemschwingungen erkannte der Roboter; sie führen zum vorzeitigen Montageabbruch und können aus diesem Grund nicht durch das Submodul *Ebenheitsvermessung* gefunden werden. Diese starken Systemschwingungen stehen der Datenbasis daher nicht zur Verfügung. Weist das Bauteil generell eine Unebenheit in der Oberfläche auf, so kann dies anhand der einzelnen Laserwerte erfasst werden. Hierbei handelt es sich allerdings um eine bauteilspezifische Störung, die wiederum in der **Subgruppe Produkt** zu finden ist.

Innerhalb dieses Abschnitts konnte gezeigt werden, dass die gewählten Klassifikatoren des Submoduls geeignet sind, die definierten Fehlertypen zu finden. Lediglich kleine Störungen unter $2 \mu\text{m}$ blieben unentdeckt. Eine Erweiterung der Zahl der Klassifikatoren kann geprüft werden, um weitere Fehlertypen innerhalb dieses Submoduls abzubilden.

6.1.3 Achsenpositionierverhalten

Das Submodul *Achsenverschleiß* oder *Achsenpositionierverhalten* unterscheidet sich im Aufbau von den beiden zuvor beschriebenen Submodulen. Die in ihm durchgeführte Fehlererkennung gibt zugleich einen Hinweis auf eine notwendige Wartung des Systems. Aus diesem Grund müssen die Aussagen des Submoduls besonders valide sein. Wird eine Störungsmeldung fehlerhaft ausgelöst, ist eine nicht erforderliche Systemwartung die Folge. Dies würde Kosten ohne Mehrwert für den Prozess bedeuten und soll vermieden werden. Das Funktionsprinzip des aktuellen Submoduls ist in Abbildung 5.5 dargestellt. Es wird durch die kaskadierte Prüfung mehrerer Klassifikatoren sichergestellt, dass eine Wartung nur im Fehlerfalle ausgelöst wird. Zur Prüfung der Funktionalität dieses Submoduls werden im Weiteren die Fehlerart *Strommessung der Achsen* sowie die wiederholte Vermessung eines Prüfkörpers (*Winkelvermessung*) evaluiert. Das Vorgehen zur Winkelvermessung ist in Abschnitt 5.2.1.2 detailliert beschrieben.

Im Submodul *Achsenverschleiß* aus Abschnitt **Subgruppe Maschine** konnte in Versuchen nachgewiesen werden, dass mithilfe einer Strommessung alle eingebrachten Störungen gefunden werden. Die Erkennungsquote liegt damit bei 100 % mit $n = 30$. Darüber hinaus wurden fälschlich allerdings zusätzliche Leistungsspitzen gefunden, was zu dem schlechteren Wert für den Normalprozess, zu sehen in der ersten Zeile der Bewertungsmatrix in Abbildung 6.4 nach Gleichung 6.1, führte. Mithilfe weiterer Versuche, genauer der *Winkelvermessung* eines Bauteils, ließen sich zusätzlich Auffälligkeiten im Achsenpositionierverhalten finden. Da diese Ergebnisse bei mehrfacher Wiederholung, hier aufgrund der zeitintensiven Vermessung $n = 10$, reproduzierbar ausfielen, erhält auch dieser Klassifikator 100 %. Die Funktionalität des Submoduls konnte gezeigt werden.

Klasse		Erkennungsrate
	Normalprozess	60 %
	Achsenverschleiß (Stromspitzen)	100 %
	Winkelvermessung *	100 %
\bar{x}		87 %

Abbildung 6.4: Ergebnis der Bewertungsmatrix nach Sammut et al. [102] für die Achsenverschleißversuche; * für die Achsenvermessung mittels Kamera wurden bei mehrfacher Wiederholung die gleichen Ergebnisse erzielt

6.1.4 Eingangskontrolle

Die automatisierte Eingangskontrolle wurde im realen Produktionsumfeld evaluiert. Um eine Bewertung durchführen zu können, wurden 30 Bauteile händisch durch Experten für Präzisionsmontageprozesse beurteilt und mit den Ergebnissen der automatisierten Bildverarbeitung verglichen. Im Bereich Bauteil-Kratzer-Erkennung lieferte das Tool sehr zuverlässige Ergebnisse: Es wurden alle Kratzer gefunden. Schwieriger gestaltet es sich, kleine Kratzer, die nicht unbedingt die Qualität des Bauteils gefährden, zu detektieren und entsprechend zu filtern. Die Prüfung durch den Experten ist aufgrund der Anzahl der Auffälligkeiten pro Bauteil nur schwer für einen ganzen Sensor realisierbar. Somit wurden kleine Kratzer aus der Auswertung dieses Submoduls herausgenommen.

Für die Auffälligkeit *Punkte* (Verunreinigungen der Oberfläche) ist eine Bewertung ebenfalls nur eingeschränkt möglich. Da der Experte nur bei sehr konzentrierter Arbeit in der Lage ist, alle Punkte zu erkennen und diese ebenfalls nicht die Qualität des Bauteils einschränken, ist die Sortierung in wichtige und weniger wichtige Auffälligkeiten sinnvoll. Die ungefähre Anzahl der Punkte gibt allerdings ein Maß der Bauteilverunreinigung an. Deshalb wurde der Fehlertyp *Punkte* mit in die Bewertungsmatrix aufgenommen. Es wird ein Wert von ca. 80% für die richtige Fehlerklassifizierung durch das Submodul im Vergleich zum Experten ermittelt. Dieses Ergebnis ist vor allem damit zu begründen, dass ein Experte nicht in der Lage ist, reproduzierbare Ergebnisse für diesen Fehlertyp zu liefern. Wesentliche Verunreinigungen wurden sowohl von dem Submodul wie auch von dem Experten gefunden. In Abbildung 6.5 ist das Ergebnis der Qualifizierung des Submoduls nach Gleichung 6.1 zusammengestellt. Zusammenfassend kann das evaluierte Submodul *Eingangskontrolle* als prozessfähig bewertet werden.

Klasse		Erkennungsrate
	Kratzer	100 % *
	Punkte (Verunreinigungen)	80 % *
x_i		90%

Abbildung 6.5: Ergebnis der Bewertungsmatrix nach Sammut et al. [102] für die Eingangskontrolle; * bedeutet, dass die Werte von dem durchführenden Nutzer abhängen, da die Bewertung subjektive Beurteilungen miteinbeziehen kann

6.1.5 Weitere Teilmodule

Weitere umgesetzte Teilmodule basieren auf den gemessenen Positionen des Roboters, der Bildverarbeitung oder dem Lasersystem. In diesen Modulen erfolgt ein Abgleich, um zu prüfen, ob die gemessenen Werte im Vergleich zu historischen Datensätzen oder definierten Klassengrenzen plausibel erscheinen. Für die Fehlererkennung in diesen Modulen eine spezielle Bewertungsmatrix zu bilden, erscheint als weniger sinnvoll, da keine Fehler antizipiert, sondern Abweichungen markiert werden.

Die Möglichkeit der Analyse der Bauteileigenschaften wurde in der *Subgruppe Produkt* untersucht. Für die Eingangskontrolle wurde eine Bewertungsmatrix erstellt. Für die Qualifizierung der Bauteiltoleranzen sowie des Oberflächenprofils des Bauteils erfolgte keine explizite Testung. Innerhalb der realen Prozessdaten markierte das Submodul keine Bauteile als toleranzabweichend, was anhand der stichpunktartigen Vermessungen durch das Mikroskop bestätigt werden kann. Aus Kostengründen wurde zur Detektion von Makabweichungen lediglich ein Testbauteil mit abweichenden Abmaßen eingebracht, das das Submodul zuverlässig als toleranzabweichend erkannt hat.

Umgebungseinflüsse wurden ebenfalls nur stichpunktartig geprüft. So konnte das Submodul Temperaturabweichungen sicher finden. Jedoch ist es in der Prozessumgebung nur schwer möglich, Störungen in das Temperaturverhalten oder die Luftfeuchtigkeitsentwicklung einzubringen. Deshalb erfolgt in diesem Punkt nur eine qualitative Aussagen zu der Submodulzuverlässigkeit. Starke Temperaturänderungen führen zu temperaturabhängigen Materialausdehnungen. Da Temperaturschwankungen jedoch unterhalb der Differenz von $2\text{ }^{\circ}\text{C}$ pro Tag bleiben, sind relevante Materialausdehnungen sehr unwahrscheinlich. Änderungen in den Lichtverhältnissen wurden in dem Submodul *Bildverarbeitung* abgebildet.

6.1.6 Verifikation der Hauptfunktion in einem realen Produktionsprozess

Innerhalb dieses Kapitels werden die gewonnenen Ergebnisse der Hauptfunktion aus Kapitel 5.3 den kalkulierten Vorabschätzungen aus Abschnitt 4.4.1 gegenübergestellt. Im Weiteren wird zudem die Qualität der Montagegenauigkeitsvorhersage überprüft. Hierfür kommt der zurückgehaltene Testdatensatz zum Einsatz.

Begonnen wird mit dem Vergleich der erstellten Korrelationsmatrizen. Die angepassten Ergebnisse der Fehlerkorrelation, die mithilfe einer FMEA gewonnen wurde, sind in Abbildung A.23 dargestellt. Hierin wurde die Richtungsabhängigkeit der Fehlerkorrelationen entfernt, um eine bessere Vergleichbarkeit mit den Versuchsergebnissen zu ermöglichen. Eine spiegelsymmetrische Matrix entsteht, die lediglich Fehlerabhängigkeiten abbildet. Die Ergebnisse aus der Kalkulation der Fehlerabhängigkeiten, basierend auf Fertigungsdaten, finden sich in Abbildung A.23. Hierin sind Fehler, die häufiger als 20-mal auftauchen, farblich hervorgehoben. Dieser Schwellwert wurde gewählt, da dies einer Fehlerauftretshäufigkeit von ca. 20 % entspricht.

Anschließend wird der Grad der Übereinstimmung von Korrelationen aus dem zugrunde liegenden Datensatz mit den prognostizierten Korrelationen aus der durchgeführten FMEA (siehe Abschnitt 4.4 Systematik zur Messpunktidentifizierung auf Seite 54) bestimmt. In Abbildung 6.6 ist der Grad der Übereinstimmung dargestellt. Wird ein Fehler in der Abschätzung, die auf der Basis der FMEA erstellt wurde, in der Kalkulation aus den Fertigungsdaten nicht gefunden, so ist die Position blau markiert. Im umgekehrten Fall ist sie gelb markiert. Wird eine Übereinstimmung beider Korrelationsmatrizen gefunden, wird eine türkise Markierung gesetzt. Der absolute Grad der Übereinstimmung beläuft sich laut Berechnung auf 81 %. Das bedeutet ein hohes Maß an Übereinstimmung der erhaltenen Korrelationsmatrizen. Dies bestätigt, dass die Abschätzung mithilfe der FMEA ihre Berechtigung hat und auch die Modellbildung, die in Abschnitt 5.2 getroffen wurde, zu vergleichbaren Ergebnissen kommt. In 8 % der Fälle traten Fehler auf, die in der FMEA nicht ermittelt wurden. Umgekehrt wurden durch die FMEA in 10 % der Fälle Verknüpfungen vermutet, die im realen Fertigungsdatensatz nicht nachgewiesen werden konnten. Kritisch zu betrachten ist die Tatsache, dass die 81 % Übereinstimmung im Wesentlichen über den Fall „Keine Korrelation gefunden“ entsteht. Aus Abbildung A.25 ist ersichtlich, dass ca. 70 % der betrachteten Fehler nicht miteinander verknüpft sind. Dies bilden beide Korrelationsmatrizen in gleicher Weise ab.

Werden die Fehler im Detail betrachtet, fällt auf, dass eine besondere Häufung im Bereich der Bildverarbeitung auftritt. 55 % aller auftretenden Fehler sind in den Bereich der Bildverarbeitung einzuordnen. Der zweithäufigste Störeinfluss ist mit 12 % den Einflüssen der Umgebung zuzuordnen. Hierbei ist zu beachten, dass die Temperatur- und Luftfeuchtigkeitsgrenzen sehr eng gewählt wurden, damit Veränderungen sicher erkannt werden. Werden sie auf größere Toleranzen gesetzt, auf $\pm 3^\circ\text{C}$ und $\pm 10\%$ r. F., treten keine Auffälligkeiten in dem Bereich auf. Zusätzlich gehört in diesen Bereich auch der Bedeinereinfluss, der weitere Prozessstörungen

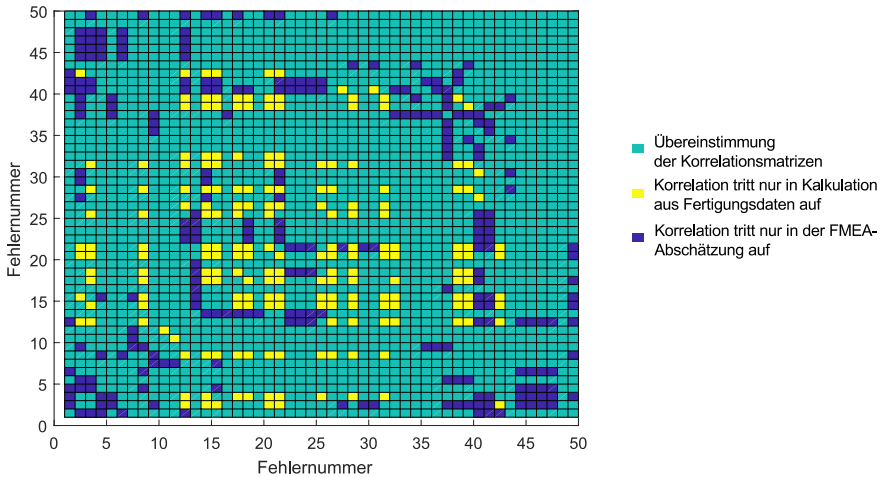


Abbildung 6.6: Vergleichende Darstellung der Fehlerkorrelationsmatrizen (siehe auch Abbildung A.23, A.24 und A.25)

hinzufigt. Eine Übersicht über Fehlerhäufigkeiten findet sich in Abbildung 6.7. Werden alle Fehlertypen aus der Korrelationsmatrix einzeln aufgetragen, kann der

Prozess	Fehlerrate	
	Bildverarbeitung	55,1%
	Umgebung	12,2%
	Prozess & Zuführung	11,1%
	Ebenen-scan	7,3%
	Positionierung	6,8%
	Kalibrierung	2,4%
	Bauteil	2,1%

Abbildung 6.7: Auszug aus den auftretenden Fehlerraten im Fertigungsprozess

Fehler (12) *Fehlerhafter Wert* ermittelt aus dem Bereich Bildverarbeitung als der häufigste Fehler hervorgehoben werden. Nach Abbildung 6.8 können die Fehler entsprechend einer ABC-Analyse in die Klassen A, B und C eingeteilt werden. Diese Analyse hilft, die für den Prozess relevantesten Einflüsse zu ermitteln und abzugrenzen. Hierin bilden zehn Fehlertypen 80 % der Fehlerhäufigkeiten ab (A), von denen sieben dem Submodul *Bildverarbeitung* zuzuordnen sind. Eine Übersicht über bestehende Fehlerzusammenhänge lässt sich der Netzwerkgrafik (Abbildung A.26) entnehmen. Zu sehen ist auch in ihr klar die Dominanz der Bildverarbeitungsfehler.

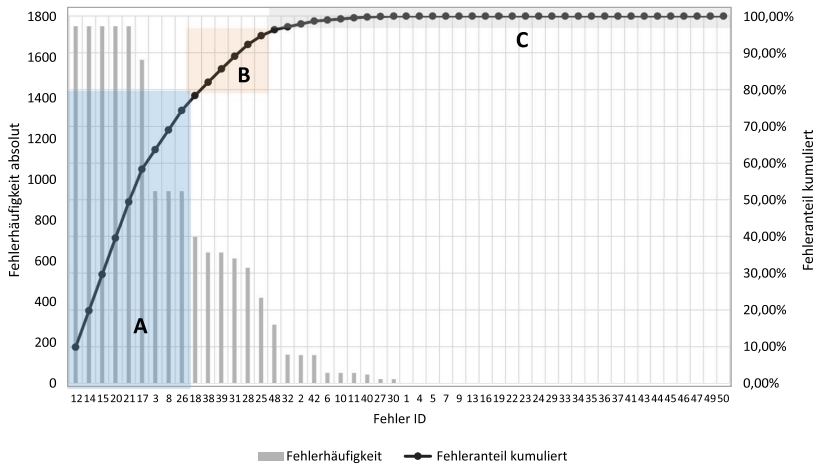


Abbildung 6.8: ABC-Analyse aller auftretenden Fertigungsfehler

Der Prozess der Bildverarbeitung ist auch nach Erfahrungswerten durch Expertenbefragungen einer der empfindlicheren Prozesse mit den häufigsten Störungen. Schon kleine Fehler können zu starken Abweichungen in der Endpositionierung der Bauteile führen.

Bei der Erstellung der Netzwerkgrafik in Abbildung A.26 fanden Korrelationen, die eine Auftrittshäufigkeit unter 20 % aufwiesen, keine Berücksichtigung (siehe oben). Die Größe der Punkte in der Netzwerkgrafik gibt die Häufigkeit des Fehlerauftretens an. Der Punkt mit der Nummer 1 zeigt die Abweichung der Endposition. Dieser Fehler wurde in der vorliegenden Arbeit als Hauptfehler definiert. Er wurde in der Abbildung nachträglich mit seinen Beziehungen ergänzt, da er nicht die Auftrittshäufigkeit von 20 % aufwies, jedoch für den Gesamtprozess die wichtigste Ausgangsgröße darstellt. Ausschlaggebend für die Interpretation der Grafik ist, dass alle Bauteile im Spezifikationsbereich aufgebaut wurden und somit nur geringe Abweichungen der Endposition aufgetreten sind. Der Fehler *Abweichung der Endposition* konnte nur durch Testdatensätze (siehe Abschnitt 4.5) provoziert werden.

Weitergehend sind die meisten Parameterabhängigkeiten in den jeweiligen zugeordneten Modulen zu finden. Der Reinraum und der Ebenenscanvorgang bleiben dabei fast völlig isoliert und haben nur wenig Einfluss auf die anderen Prozessstörungen. Die Fehlertypen „Messachse schwingt“ oder „Achse schwingt“ tauchen überproportional oft auf. Dies ist damit zu begründen, dass bei Erkennung dieser Störung in einem Submodul alle anderen Achsen ebenfalls mit einem möglichen Schwingungsfehler markiert werden. Es ist nicht möglich, auf der Basis eines einzelnen Prozessmoduls zu erkennen, an welcher Stelle die Ursache für eine Schwingung

liegt. Alle Achsen sind damit potenzielle Schwingungsquellen. Den Fehler „Schwingungen“ erkennt der derzeitige Parametersatz zudem häufiger, als er tatsächlich vorliegt, um ein Nichterkennen zwingend auszuschließen. In diesem Fall schafft das Submodul der Roboterachsenprüfung Abhilfe. Identifizierte „Schwingungen“ werden mit weiteren Tests geprüft und gegebenenfalls verworfen. Die Tests basieren auf einem kaskadierten Vorgehen der Submodule *Ebenenausgleich* und *Bildverarbeitung*. Beispielsweise kann in einer Fertigungspause eine sichere Detektion ermöglicht werden, indem eine entsprechende Achsenvermessungsfahrt gestartet wird. Fehler, die der Bildverarbeitung zuzuordnen sind, formen den zentralen Bereich der Netzwerkgrafik. Bildverarbeitungsfehler stehen mit den meisten anderen Fehlertypen in Korrelation. Zudem weisen Fehler in der Bildverarbeitung starken Einfluss auf die Qualität der Endpositionierung und somit auf die Qualität des Produkts auf.

Abschließend werden die Abhängigkeiten der einzelnen Parameter der erzeugten Korrelationsmatrix untersucht. Dazu erfolgt eine Berechnung der Kontingenzkoeffizienten nach dem Chi-Quadrat-Prinzip und der Korrelationskoeffizienten.

Das Verfahren des Korrelationskoeffizienten ist für Verteilungen mit metrischer Skalierung zulässig. Der Korrelationskoeffizient lässt sich mit der Formel 5.1 aus Kapitel 5 berechnen [8]:

$$r_{xy} = \frac{\frac{1}{n-1} \cdot \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{s_x \cdot s_y} \quad (5.1)$$

Hierbei bedeuten:

r_{xy}	Korrelationskoeffizient nach Bravais und Pearson
i, n	Laufvariablen sowie Ende für Zeile
x, y	Parametervektor
\bar{x}, \bar{y}	Mittelwert
s_x, s_y	empirische Standardabweichung

Die aus der Berechnung resultierende Matrix ist in Abbildung A.27 zu sehen.

Das Verfahren des Rangkorrelationskoeffizienten ist für Verteilungen zulässig, bei denen mindestens ein Parameter nominal skaliert ist oder keiner linearen Abhängigkeit folgt. Zudem ist er robust gegen Ausreißer. Diese Einschränkung trifft beispielsweise für den Bauteilnamen zu. Die dem Rangkorrelationskoeffizienten zugrunde liegende Formel ist in den Gleichungen 6.2 und 6.3 ausgeschrieben:

$$r_S = 1 - \frac{6 \cdot \sum d_i^2}{n \cdot (n^2 - 1)} \quad (6.2)$$

$$d_i = r(x_i) - r(y_i) \quad (6.3)$$

Hierbei bedeuten [42, S. 159 ff.]:

r_s	Rangkorrelationskoeffizient nach Spearman
d_i	Rangdifferenz
i, n	Laufvariablen sowie Ende für Zeile
x, y	Parametervektor

Die aus der Analyse resultierenden Abhängigkeiten sind in den Abbildung A.28 und A.27 dargestellt. Anhand der Farben in der Matrix lassen sich Abhängigkeiten und der Grad der Korrelation unterscheiden. Zusätzlich wurde ein Signifikanztest mit dem Niveau 0,05 durchgeführt. Das Risiko, eine Korrelation zu vermuten, obwohl keine Korrelation vorliegt, beträgt 5 %. Statistisch nicht signifikante Korrelationen werden nicht als unabhängig markiert. Die enthaltenen Abhängigkeiten lassen sich so erklären, dass einige Parameter beim Auftreten eines oder mehrerer Ereignisse miteinander verknüpft wurden. Besonders starke Abhängigkeiten sind für das Auftreten der Fehler „Kein Wert ermittelt (7)“ und „Messwert nicht im Messbereich (9)“ zu erkennen, wobei es sich um einen solchen verknüpften Fehler handelt. Der Fehler „Abweichung der Endposition (1)“ hängt stark von allen anderen ermittelten Fehlern ab. Das wurde so auch erwartet. Weitere starke Abhängigkeiten sind bei den Fehlern 43 bis 47 zu erkennen. Beide Fehler sind Positionierungsfehler, weshalb eine Abhängigkeit auch hier zu erwarten war. Wird eine Vermessposition beispielsweise in der Bildverarbeitung fehlerhaft ermittelt, so zieht sich diese Positionsauffälligkeit durch alle folgenden Prozesspositionen. Der Rangkorrelationskoeffizient schlägt nur bei deutlich stärkeren Korrelationen an.

Eine wichtige Größe, die eine Aussage über die Funktionalität des Fertigungsprozesses zulässt, ist die Taktzeit. Ihre Analyse gibt wichtige Erkenntnisse über Störungsdauer und Fehlerzahl im Prozess. Bewegt sich die Taktzeit nicht innerhalb vorher definierter Grenzwerte, ist eine Prozessstörung dafür verantwortlich. In Abbildung 6.9 ist die Taktzeitentwicklung zu sehen. Die Taktzeit streut bei einem Vorserienprozess aufgrund von Fertigungspausen und Einrichtprozessen sehr stark. Zu kurze Taktzeiten bedeuten zumeist, dass die Fertigung des Produkts abgebrochen wurde, zu lange Taktzeiten, dass Störungen aufgetreten sind. Werden aus den Taktzeiten die unplausiblen Werte entfernt, so ergibt sich eine leicht fallende Tendenz für die Taktzeiten, zu sehen in der fallenden Ausgleichsgraden. Unplausible Taktzeiten sind hierbei zu lange Zeiten, die dadurch entstehen, dass Mitarbeiter die Fertigung abgebrochen oder pausiert haben oder es zu einer Änderung im Prozess gekommen ist.

Ein deutlicheres Bild lässt sich in Abbildung 6.10 erkennen. Der Verlauf ist offensichtlicher. Nach der fehlerfreien Produktion von ungefähr 190 Bauteilen lässt sich vermuten, dass der Prozess zuverlässig angefahren ist. So werden ab dem Bauteil 190 kaum weitere Auffälligkeiten gefunden. Eine Ursache ist, dass es sich um eine neue Produktcharge handelt. In der Hauptsache besteht der Grund darin, dass ab diesem Zeitpunkt die Positionen der Magazine leicht verändert wurden und die einzelnen Submodule auf den letzten Teil der Fertigung trainiert waren. Deshalb erscheint dem Modell der erste Teil der Fertigung als fehlerintensiver. Dieser Trainingseffekt auf unterschiedliche Prozesssteile wurde zu Beginn des Kapitels 4

beschrieben. Er lässt sich insbesondere im Verlauf der Bauteilposition, dargestellt in Abbildung A.11, erkennen. Es ist somit möglich, mithilfe des erstellten Modells Änderungen in der Produktionsumgebung zu detektieren.

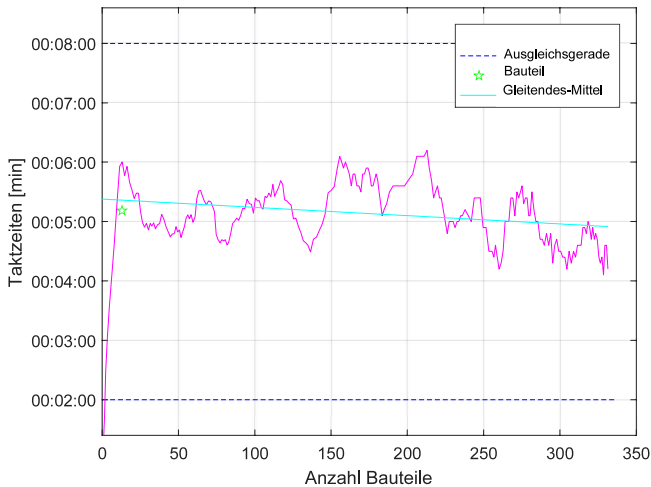


Abbildung 6.9: Entwicklung der Taktzeit. Im gleitenden Mittel sowie in der Ausgleichsgeraden wurden Ausreißer nicht berücksichtigt. Das Bauteil B18 dient als Referenz zu anderen Diagrammen

Für die weitere Bewertung der Modellqualität wurde zur Beschreibung der Prozessparameterabhängigkeiten eine *Black-Box-Methode* evaluiert (siehe Abschnitt 5.4). Wird das Ergebnis der kalkulierten Korrelationsmatrix aus Abbildung A.24 mit dem Ergebnis der Parameterkorrelationsmatrix in Abbildung 5.29 und somit einem *Black-Box-Ansatz* verglichen, kann zusammenfassend festgehalten werden:

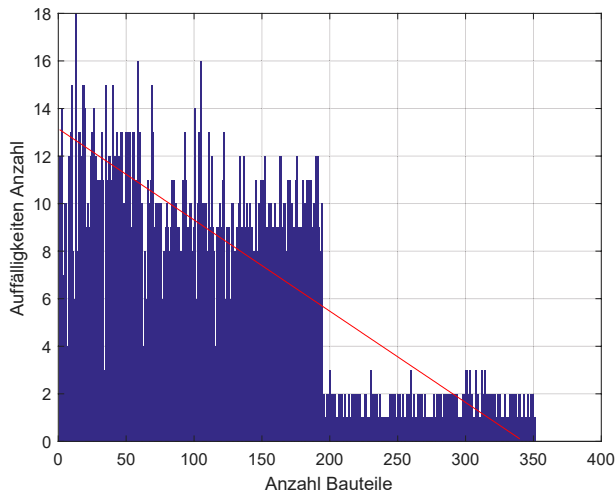


Abbildung 6.10: Darstellung der auftretenden Auffälligkeiten während des Prozesses sowie zugehörige Ausgleichsgerade

Parameter: Korrelation mit Fertigungsdaten

- Wenig Korrelationen gefunden
- Bauteileigenschaften korrelieren zur Endpositionierung
- Bildverarbeitung besitzt Einfluss auf Endproduktqualität

Korrelation mit Fehlerdetektion

- Bildverarbeitung zentraler Fehler
- Ebenenlaserscan und Reinraum bleiben isoliert
- Bildverarbeitung besitzt Einfluss auf Endproduktqualität

Der Hauptfehler in beiden Korrelationsanalysen besteht in der Bildverarbeitung. Weitere Informationen über den Prozess und die Fehlerkausalitäten konnten mit der vorausgehenden Analyse von Fehlertypen und Fehlerfällen gewonnen werden. Zusammenfassend ist zu sagen, dass die Taktzeitanalyse ein Mittel beschreibt, um schnell eine Übersicht über Prozessstörungen zu bekommen. Zusätzlich sollte die Nutzung der kumulierten Auffälligkeiten über die Prozesslaufzeit beachtet werden. Beides erfolgt durch die Hauptfunktion. Die validesten Aussagen über den Prozess-

zustand liefern die aus der Präzisionsmontagemethode gewonnenen Korrelationsmatrizen.

6.2 Vergleich zwischen Vorhersage und tatsächlichen Ereignissen

Nachdem die generelle Funktionalität der einzelnen Teilmodule nachgewiesen ist und zudem darauf eingegangen wurde, in welcher Weise Veränderungen im Prozessumfeld gefunden werden, lässt sich die Funktionalität der Toleranzvorhersage der Bauteile prüfen. Daran schließt sich die Auswertung an, inwieweit die getroffenen Vorhersagen der Bauteiltoleranzen mit real gemessenen Bauteiltoleranzen übereinstimmen. Hierfür werden Vermessungsergebnisse aufgebauter Baugruppen ausgewertet. Alle Freiheitsgrade der Baugruppe werden unter einem Messmikroskop mithilfe von mehreren Messpunkten erfasst. Die dabei ermittelten Hauptgrößen sind in Abbildung 6.11 abgebildet. Es handelt sich um alle sechs Freiheitsgrade im Raum. Diese werden relativ zwischen den beiden Fügepartnern bestimmt. Die Dokumentation der erfassten Messgrößen am Messmikroskop erfolgt mit einer Messstabelle. Auch diese Parameter werden in die Datenbank integriert und stehen der Auswertung zur Verfügung.

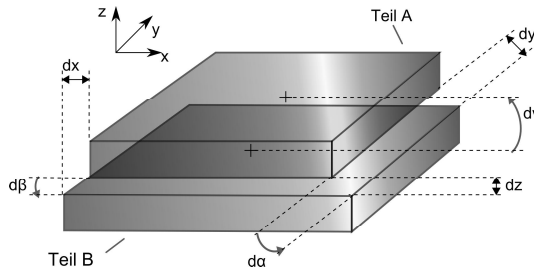


Abbildung 6.11: Übersicht über zu erfassende Messgrößen; hierbei geben die Winkel $d\alpha$ und $d\beta$ die Verdrehung der Bauteile zueinander (Parallelität) an, $d\gamma$ die Verkippung der Bauteile zueinander sowie dx und dy die Verschiebung, während dz den Spalt zwischen den Bauteilen beschreibt

Zum Abgleich der tatsächlich gemessenen Bauteilabweichungen werden die Messgrößen mithilfe einer Simulation abgeschätzt. Das Vorgehen der Prognose ist in Abschnitt 5.3.1 erläutert. Es wird nach Ellwood [43] für jeden einzelnen Teilprozessschritt die jeweilige Teilmontageungenauigkeit berechnet, um anschließend die Ergebnisse zur Gesamtmontageungenauigkeit zusammenzufassen. Für die Montage eines Bauteils A auf ein anderes Bauteil B ergeben sich folgende Teilschritte:

- Ebenenvermessung Bauteil A

- Bildverarbeitung Bauteil A
- Bildverarbeitung Bauteil B
- Greifen Bauteil A
- Setzen Bauteil A auf B

Die einzelnen Teilmontageungenauigkeiten können nach der Formel 5.3 zur Gesamt-Montageungenauigkeit aufsummiert werden. Der für diese Funktion hinterlegte Algorithmus wird im Abschnitt **Ableiten von Handlungsanweisungen und Abschätzen einer Montagegenauigkeit** detaillierter beschrieben. Innerhalb dieses Kapitels erfolgt die Anwendung.

Zur Veranschaulichung der Modellierung wird ein Graph erzeugt (siehe Abbildung 6.12), in dem jeder Montageschritt mit seiner abgeschätzten Ungenauigkeit aufgetragen ist. Diese abgeschätzte Ungenauigkeit basiert auf statistisch ausgewerteten Messwerten, die im Rahmen des Fertigungsprozesses aus dem Montagesystem ermittelt wurden. Schreitet der Fertigungsprozess voran, können für jeden erfolgten Prozessschritt statt einer allgemeinen Prognose die realen bauteilspezifischen Messwerte für das aktuelle Bauteil verwendet werden. Die bauteilspezifischen Messwerte verringern die Streuung der geschätzten Gesamtmontageungenauigkeit des betrachteten Bauteils und führen zu einer exakteren Prognose.

Um eine Möglichkeit zu erhalten, die beschriebene Prognose zu bewerten, wird die Prognose mit den realen Messwerten für die Montagegenauigkeit, die mit dem Mikroskop erfasst wurden, verglichen. Dies ist ebenfalls in Abbildung 6.12 im letzten Prozess *Gemessene Daten* dargestellt. Eine solche gegenüberstellende Grafik kann für jede Raumfreiheit angefertigt werden.

Die letzte Vorhersage ergibt sich an der Stelle *Greifen & Setzen*. An dieser Stelle wird die Baugruppe abschließend gefügt. Es ist zu erkennen, wie die Vorhersage der Montagegenauigkeit mit jedem erfolgten Messschritt und daher mit der wachsenden Datengrundlage präziser wird. Die Ebenenwinkel α und β haben eine sehr kleine Schwankung und befinden sich nah am gemessenen Wert. Die Abschätzung der x- und y-Abweichungen ist funktional, es kommt zu Abweichungen von etwa $5\text{ }\mu\text{m}$ gegenüber dem späteren Messwert. Besonders bei den jeweiligen Bildverarbeitungsoperationen wird die berechnete Ungenauigkeit groß. Der Grund dafür besteht darin, dass die Bauteile in den jeweiligen Magazinen beweglich sind und ihre Positionen darin stark schwanken. In der Berechnung der *Greif-und-Setz-Position* wird dieser Fehler deutlich kleiner, da im Prozess der Bildverarbeitung der Roboter die Positionsschwankungen der Bauteile im Magazin ausgleicht. Der Z-Wert kann sicher vorhergesagt werden, besitzt jedoch bei einigen Bauteilen noch Schwankungen. Diese Schwankungen erklären sich damit, dass während der Aufnahme der Testdatenbank die Spaltgröße zwischen den Bauteilen mehrfach geändert wurde. Die Veränderung der Ziel-Spalt-Größe führt dazu, dass das System den Z-Wert nicht

sicher erlernt hat. Die Erstellung einer Datenbank mit sicheren Testdaten ist notwendig. Der Drehwinkel β erscheint relativ ungenau in der Vorhersage, er weicht um ungefähr $0,4^\circ$ von der Mikroskopposition ab. Diese Ungenauigkeit im Drehwinkel kann ebenfalls durch eine schlechte Trainingsmenge entstehen. So führt die teilweise sehr unterschiedliche Positionierung der Bauteile im Magazin zu großen Schwankungen im Drehwinkel.

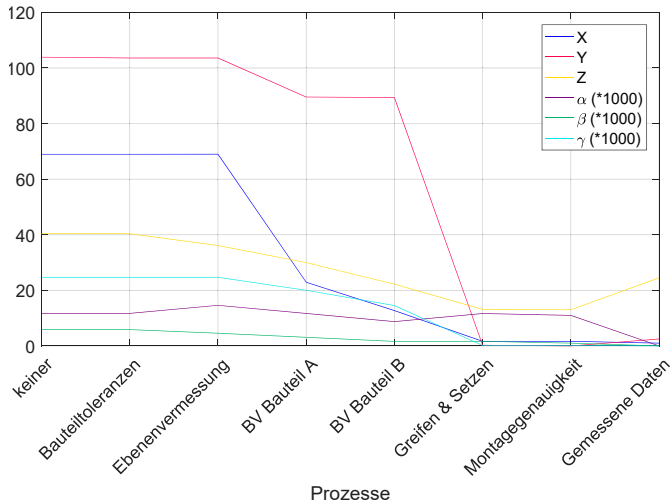


Abbildung 6.12: Aufsummierte Montageungenauigkeit für ein Beispielbauteil
keiner = noch kein Teilprozess real vermessen; Bauteiltoleranzen = Bauteilkanten vermessen; Ebenenvermessung = Ebenenvermessung durchgeführt (Laser); BV Bauteil A = Bildverarbeitung Bauteil A erfolgt; BV Bauteil B = Bildverarbeitung Bauteil B erfolgt; Greifen & Setzen = Greifen und Setzen Bauteil B auf A erfolgt; Montagegenauigkeit = Prognose; gemessene Daten = Messwerte mittels Mikroskop

Die erhaltene Prognose kann, wenn sie in Echtzeit im Fertigungsprozess zum Einsatz kommt, vorzeitig Bauteile mit schlechterer Bauqualität erkennen, bevor diese aufgebaut werden. So ist es möglich, die Fertigung abubrechen oder zu korrigieren. In vielen Fällen ist es ausreichend, nicht optimal erfolgte Teilprozesse zu wiederholen. Da ein Präzisionsmontageprozess sehr empfindlich ist, kann es bei Wiederholung von Bauteilvermessungen häufig zu Veränderungen der Messwerte

und damit zu einer Verbesserung kommen. Eine neue Zuordnung von Fügepartnern kann zusätzliche Toleranzverbesserungen erzielen. Eine solche Analyse hilft, Ausschussbauteile zu vermeiden, da sie frühzeitig einschreitet. Mithilfe der vorgestellten Submodule aus dem Abschnitt *5.2 Modellierung ausgewählter Submodule* lässt sich zudem die Ursache für Montageungenauigkeiten ermitteln (siehe Abschnitt *5.3.1*) und infolgedessen beheben. Zur schnellen Übersicht, welcher Teilprozessschritt eine besonders hohe Montageungenauigkeit besitzt, wird ein weiteres Diagramm, exemplarisch in Abbildung *A.33* zu sehen, zur Darstellung genutzt. In diesem ist für jeden Teilprozessschritt die jeweilige Qualität durch Normierung auf die jeweilige Ein-Sigma-Umgebung dargestellt. Schlechte Teilprozesse fallen so schnell auf.

Als alternative Prognosemethode wird eine Regressionsanalyse gewählt. Sie wird für ausgewählte Parameter durchgeführt, die besonders hohe Korrelationen in der Parameterkorrelationsmatrix aufweisen (siehe Abbildung *5.29*). Da es nicht ausreichend vollständige Daten für die Endvermessung der Bauteile gibt, lässt sich die Montagegenauigkeit nicht mithilfe der Regressionsanalyse vorhersagen. Anders als bei dem zuvor genutzten Prognoseverfahren, das auf der Basis statistischer Parameter von Teilprozessen (Submodulen) Vorhersagen ermöglicht, können nur Daten von Bauteilen ausgewertet werden, die für den gesamten Produktionsprozess vollständig vorhanden sind. Alternativ wird deshalb die Setzposition mittels der Bildverarbeitungspositionen der jeweiligen Bauteile prognostiziert, um die generelle Funktionalität der Methode darzustellen.

Bevor eine Regressionsanalyse durchgeführt wird, werden die beteiligten Parameter auf Normalverteilung getestet, da sich nur für normal verteilte Parameter eine Regressionsanalyse aussagekräftig durchführen lässt. Die entsprechenden Verteilungen sind in Abbildung *A.21* zu sehen. Nur sieben Parameter müssen als nicht normal verteilt angenommen werden. Jedoch fanden sie bei der Regressionsanalyse zur Abschätzung der Montageposition keine Verwendung. Es handelt sich dabei um die Kalibrierparameter der Kameras, die nicht ausreichend oft aufgenommen werden. Zudem sind die Parameter, die den Verschmutzungsgrad des Bauteils beschreiben, nicht normal verteilt, was zu systematischen Fehlern in der Bauteilbehandlung führen kann. Der y-Anteil des Bauteils B ist ebenfalls nicht normal verteilt, weil innerhalb des Testdatensatzes eine Magazinposition verändert wurde und es so zu einer Zerteilung der Verteilung kommt.

Wird für die Regressionsanalyse ein lineares Verfahren gewählt, so kann zuvor in einem Streudiagramm geprüft werden, ob die zu untersuchenden Parameter eine lineare Beziehung bilden [42]. Bei den in dieser Arbeit genutzten Regressionsanalysen kamen ausschließlich lineare Beziehungen zur Anwendung. Die Zusammenhänge der einzelnen Parameter wurden hierfür analysiert und Polynome erster, zweiter und dritter Ordnung verglichen, wie die Darstellung in Abbildung *A.29* zeigt, um die Darstellbarkeit mittels eines linearen Zusammenhangs zu prüfen. Für Parameter mit hoher Korrelation wurden zumeist lineare Zusammenhänge gefunden. Für die Regressionsanalyse wurden ausschließlich Parameter genutzt, die einen linearen Zusammenhang zeigen.

Für die Durchführung der Regressionsanalyse ist es erforderlich, die vorhandenen Daten einerseits in Trainings- und andererseits in Testdaten zu trennen. Mit der Trainingsdatenmenge wird ein Modell gebildet, das anschließend mit der Testdatenmenge qualifiziert wird. Hier finden die gleichen Trainingsdaten Verwendung wie schon für die Modellerstellung der Submodule. Gleiches gilt für die Testdaten. Zu sehen ist in Abbildung A.34, dass die Prognose mit nur einem Parameter (hier Nutzung der Bildverarbeitungsposition von Bauteil B) über eine geringe Genauigkeit verfügt. Es werden im Mittel Abweichungen von $50\text{ }\mu\text{m}$ und mehr erreicht. Multikriterielle Regressionen haben eine deutlich höhere Vorhersagegenauigkeit. Abbildung 6.13 zeigt die genutzten Daten sowie deren Regressionsebene für eine Regressionsanalyse mit zwei Parametern (Bildverarbeitungspositionen von Bauteil A und B). Hier liegt die erreichbare Vorhersagegenauigkeit der translatorischen Montagegenauigkeit bei Abweichungen unter $5\text{ }\mu\text{m}$. Die multikriterielle Analyse liefert Ergebnisse, die zum Teil deutlich näher an den tatsächlich gemessenen Werten für die Montagequalität liegen. Es werden Genauigkeiten für die Vorhersage der Montageposition im Bereich von unter $1\text{ }\mu\text{m}$ erreicht. Zur Positionsprognose in x-Richtung wurden sowohl die Bildverarbeitungspositionen von Bauteil A und B sowie deren Montagewinkel genutzt. Alle gewählten Parameter für die multikriterielle Regression lassen sich mit einem linearen Zusammenhang abbilden (siehe Abbildung A.29). Zu beachten ist an dieser Stelle, dass die gewählten Parameter für die Regressionsanalyse mithilfe von Expertenwissen ausgewählt wurden und aufgrund dessen zu besonders realitätsnahen Ergebnissen führen. Andere Montageparameter erzielen deutlich schlechtere bis gar keine Ergebnisse für die Prognose der Montageendposition. Allerdings ist es mit der verfügbaren Datenmenge nicht möglich, eine Prognose der Ausgangsvermessung und somit der Montagequalitäten zu erstellen. Es wurde lediglich die Montageendposition für die drei translatorischen und die drei rotatorischen Freiheiten der Montagepartner prognostiziert. Dies liegt daran, dass nur vollständige Datensätze, die normal verteilte Parameter aufweisen, zum Trainieren genutzt werden können.

Zusammenfassend ist festzustellen, dass die Vorhersage der Montagetoleranzen eingeschränkt funktional ist. Liegen sehr kleine Datensätzen vor, kann die Regressionsanalyse nicht sinnvoll genutzt werden. Es bietet sich die Vorhersage mithilfe der statistischen Beschreibung verfügbarer Fertigungsdaten an. Allerdings ist auch die Vorhersage mit statistischen Parameter nur möglich, wenn eine Mindestdatenmenge vorliegt. Eine Vorhersage der Montagequalitäten ist möglich, jedoch liegen die Vorhersageungenauigkeiten bisher nicht in einem annehmbaren Bereich, da sie sich in einer ähnlichen Größenordnung wie die Spezifikationsgrenzen befinden. Eine bessere Datenbasis in Kombination mit einem Regressionsverfahren kann zu besseren Ergebnissen führen. Ein Vergleich der erzielten Abweichungen der Prognose mit den tatsächlichen Messwerten ist in Abbildung 6.14 zu sehen. Hierbei ist zu beachten, dass die Ergebnisse der Regressionsanalyse nicht als Prognose der Montageungenauigkeiten, sondern der Montageendposition ausgeführt sind. Verglichen wird die Prognose auf der Basis von Fertigungsdaten mit Korrelationsanalysen mit

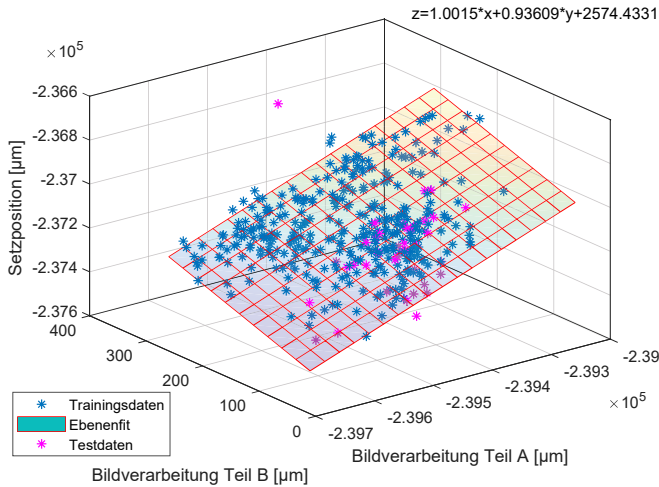


Abbildung 6.13: Regressionsanalyse für die Abhängigkeit der Bildverarbeitung von Bauteil A und B zur Setzposition des Bauteils in x-Richtung

einem, zwei und vier Parametern in der Modellbildung. Aufgrund einer zu geringen Datenbasis für die Regressionsanalyse wurde an dieser Stelle abweichend die Montageendposition und nicht die Montagegenauigkeit prognostiziert. Bei allen erstellten Prognosen wurde die berechnete Genauigkeit mit Trainingsdaten modelliert und mithilfe von Testdaten geprüft.

6.3 Tabletbasierte Visualisierung

Nachdem die Funktionalität des Prozessmodells geprüft wurde, folgt im nächsten Schritt die Verbesserung der Anwendbarkeit im Prozess. Hierfür wird dem Nutzer die Prozessüberwachung auf einem portablen Computer (Tablet) zur Verfügung gestellt.

Um die Möglichkeit zu erhalten, eine schnelle Übersicht über den Fertigungsprozess zu bekommen und mögliche Auffälligkeiten schnell zu erkennen, wird eine grafische Oberfläche geschaffen, in der die Fertigungsdaten entsprechend aufbereitet werden. Das Ziel besteht darin, eine reaktive Visualisierung zu schaffen, in der der Fertigungsprozess übersichtlich dargestellt ist. Auch Nutzer, die nicht ständig in Kontakt mit den Fertigungsdaten stehen, können mit einer solchen Aufbereitung schnell Auffälligkeiten innerhalb der Fertigungsdaten finden. In Abbildung 6.15 ist ein exemplarischer Ausschnitt aus der App zu sehen. Die farbliche Gestaltung hilft

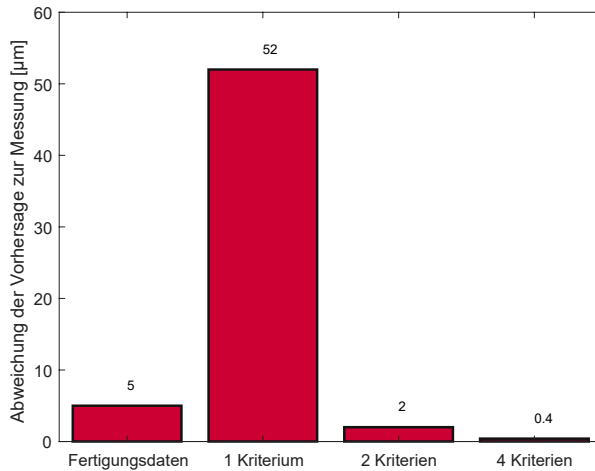


Abbildung 6.14: Aufgetragen sind die erzielten Vorhersagegenauigkeiten der Monte-Carlo-Analyse auf der Basis von Fertigungsdaten sowie die der Regressionsanalyse mit ein, zwei und vier Kriterien

dem Nutzer dabei, zu erkennen, ob sich der Prozess innerhalb der prozessüblichen Abweichungen bewegt wird. Für eine solche Aufbereitung ist eine prozessorientierte Datenanalyse im Vorfeld notwendig, um sinnvolle Grenzwerte für Farbänderungen der dargestellten Messwerte hinterlegen zu können.

Die Umsetzung wird auf einem Tablet realisiert, da so ein tragbares Endgerät mit ausreichender Displaygröße zur Verfügung steht, das ohne Einschränkungen überall zum Einsatz kommen kann. Ein Tablet zeichnet sich zudem durch eine weitgehend intuitive Bedienung aus. Darüber hinaus wird die grafische Oberfläche als Webanwendung zur Verfügung gestellt. Ein Vorteil der Webanwendung ist, dass sie nicht von den Ressourcen der einzelnen Rechner oder Endgeräte abhängt, sondern auf die Rechenleistung des Webserver zugreift.

Die Anwendung ist so aufgebaut, dass eine Nutzerinteraktion möglich ist. So kann der Nutzer innerhalb der Daten ausgewählte Bereiche vergrößern oder einzelne Bauteile interaktiv auswählen und selektiv betrachten. Die Anwendung greift auf die zuvor erstellte SQL-Datenbank zu, um die Prozessdaten einzubinden. Der genauere Programmaufbau wird an dieser Stelle nicht detaillierter betrachtet.



Abbildung 6.15: Exemplarische Ansicht der App zur Visualisierung von Prozessdaten

6.4 Fazit

In diesem Kapitel konnte gezeigt werden, dass die in Kapitel 5 erstellten Submodule über gute Erkennungsraten der in Kapitel 4 definierten Fehler verfügen. Zudem wurde gezeigt, dass die Hauptfunktion auf der Basis einer Monte-Carlo-Simulation und der Regressionsanalyse gute, jedoch noch optimierbare Prognoseergebnisse für die Montagegenauigkeit erzielt. Weiterhin wurde eine tabletbasierte Visualisierung erarbeitet, die den Bediener im Fertigungsprozess bei der Fehlervermeidung unterstützt.

Handlungsbedarf und Lösungsraum:

Eine prädiktive Betrachtung wurde auf alle Teilbereiche des Fertigungsprozesses ausgeweitet.

7 Übertragbarkeit auf ähnliche Montagesysteme

Zum Bewerten der Übertragbarkeit der innerhalb dieser Arbeit präsentierten und qualifizierten Methoden werden diese auf ein vergleichbares Montagesystem im Fertigungskontext übertragen. Bei der betrachteten Vergleichsanlage handelt es sich ebenfalls um einen Präzisionsroboter der Firma Sysmelec. Dieser ist etwa zehn Jahre jünger und mit einer anderen Steuerung ausgestattet. Auf der Vergleichsanlage werden Bauteile mit ähnlichen Abmaßen ($\pm 2 \text{ mm}$) aufgebaut. Die Bauteile sind aus anderem Material. Die Anforderungen an die Montagegenauigkeit betragen ebenfalls $\pm 20 \text{ }\mu\text{m}$. Die Vergleichsanlage ist eine Montageanlage, die im Mehrschichtbetrieb zum Einsatz kommt. Innerhalb der Anlage ist es nicht möglich, den exakt gleichen Parametersatz zu erfassen wie innerhalb des vorgestellten Laboraufbaus. Es stehen nicht alle Sensoren zur Verfügung und die Einbringung zusätzlicher Sensoren ist nicht möglich. Außerdem können die Parameter, die im Laboraufbau über die Bildverarbeitung gewonnen wurden, nicht erfasst werden, da eine Anpassung der Bildverarbeitung des Fertigungssystems nicht zulässig ist. Allerdings kann die Anlage eine größere Bauteilstückzahl verarbeiten, weshalb Aussagen mit einer besseren Datengrundlage getroffen werden.

Die erste zentrale Methode dieser Arbeit, die sich damit befasst, Auffälligkeiten zu klassifizieren, zu strukturieren und zu ranken (Ranking), wird genutzt, um den alternativen Prozess zu strukturieren und die vorliegenden Daten vorzubereiten. Mithilfe der zweiten Methode, die sich mit der Modellbildung befasst, wird das bestehende Modell auf den alternativen Prozess adaptiert. Um die Übertragbarkeit auf andere Montagesysteme nachzuweisen, ist die Definition eines ähnlichen Montagesystems erforderlich. Als ähnliches System wird ein System bestimmt, das für eine ähnliche Montageaufgabe geeignet ist. Entscheidend für die Auswahl eines solchen Systems ist, dass es über ausreichende Achsfreiheitsgrade und eine ausreichende Sensorausstattung verfügt sowie die geforderte Positioniergenauigkeit zu leisten vermag. Systeme mit ausreichender Sensorausstattung sind beim aktuellen Stand der Technik verfügbar (siehe Abschnitt 4.1). Das in der Arbeit entstandene Prozessmodell bildet Montageaufgaben sicher ab, bei denen starre Bauteile mit festen Konturen aufeinandergesetzt und nachfolgend verklebt werden. Darüber hinaus ist das Prozessmodell auf andersartige Bauteile oder Prozesse auszuweiten, wofür die modulare Vorgehensweise konzipiert ist. Im Fall eines nicht starren Bauteils ist das Modul des Bauteils entsprechend anzupassen. Zusätzlich sind Fehlervernetzungen (siehe Abschnitt 4.4) neu zu kalkulieren. Diese Fehlervernetzungen kann das

Prozessmodell selbst bilden, wenn eine ausreichende Datenmenge vorliegt. Aus der Fehlervernetzung folgt die Verknüpfungsmatrix für das Modell. Mit dieser Matrix werden die einzelnen Submodule verknüpft. In Vorserienprozessen kann die Bildung einer solchen Matrix durch eine FMEA erfolgen (siehe Abschnitt 4.4). Werden weitere Prozessteile adaptiert, sind die entsprechenden Submodule anzupassen, neu anzuordnen oder gegebenenfalls neu aufzubauen. Wird als Fügeverfahren beispielsweise Schweißen anstelle von Kleben genutzt, ist das entsprechende Submodul *Bauteil fügen* zu ersetzen.

Innerhalb dieses Kapitels wird keine Datenbankanpassung anhand der in Kapitel 4 beschriebenen Vorgehensweise vorgenommen. Es wird eine verfügbare Datenmenge zur Auswertung genutzt. Auch die mögliche Einbringung von Zusatzsensorik wird nicht geprüft. Diese eingeschränkte Vorbereitung des Prozesses kann dazu führen, dass Modellaussagen zu schlechteren Ergebnissen kommen als die, die im Laborumfeld gewonnen wurden.

Eine vergleichende Darstellung des Prozessmodells des Serienprozesses mit dem Prozessmodell der Vorserienmontage ist in Abbildung 7.1 und 7.2 zu finden. Wesentliche Unterschiede sind die Anzahl der aufgebauten Submodule, was damit begründet ist, dass die Anzahl an aufgezeichneten Parametern in dem betrachteten Serienprozess deutlich geringer ist. Zur Prüfung der Übertragbarkeit wurden ausgewählte Submodule aufgebaut, es wurde jedoch darauf geachtet, dass aus jeder Subgruppe ein Modul enthalten ist. Damit bleibt die Aussagekraft des Gesamtmodells erhalten. Aufgrund der vorliegenden Sensorsituation ist es nicht möglich, die Submodule Luftfeuchtigkeit und Temperatur aufzubauen. Ein Einbringen von zusätzlicher Sensorik ist im Fertigungsumfeld ausgeschlossen. Die Submodule sind in der Modellbildung so aufgebaut, dass sie sich mithilfe von Testdatensätzen selbst optimieren können. Es können beispielsweise Schwellwerte, die für eine Entscheidung im Prozess notwendig sind, selbstständig ermittelt werden. Ist das Prozessmodell an den neu abzubildenden Prozess angepasst worden, kann es für die Datenanalyse genutzt werden.

In Abbildung 7.3 sind die aus der Vergleichsanlage (reales Fertigungsumfeld) gewonnenen Fehlerkorrelationen dargestellt. Zusätzlich sind in Abbildung A.30 im Anhang die auftretenden Fehlerhäufigkeiten zu sehen. Ein gewisser Zusammenhang zwischen auftretenden Bildverarbeitungsfehlern und der Erhöhung der Taktzeit wird ermittelt. Zudem fällt auf, dass die häufigsten Auffälligkeiten Störungen in der Bildverarbeitung sind. In Abbildung 7.4 ist deutlich zu sehen, dass der Bereich Sensorik den größten Anteil an den auftretenden Störungen einnimmt. Die Punkte eins und zwei bilden den Ebenenscan ab, der in der Laborumgebung eine niedrigere Fehlerquote hatte. In der industriellen Anlage wird dieser Prozess jedoch, anders als in der Laborumgebung, mit bildgebenden Sensoren aufgebaut. Dies erklärt die erhöhte Fehlerquote. Ein solches Systemverhalten bestätigt zusätzlich die Erkenntnis, dass die Bildverarbeitung einen der störungsempfindlichsten Prozesse darstellt. Der Bereich *Prozess* kommt in dieser Hinsicht am zweithäufigsten vor, während die Umgebung einen geringeren Einfluss besitzt. Die Endpositionsabweichung der

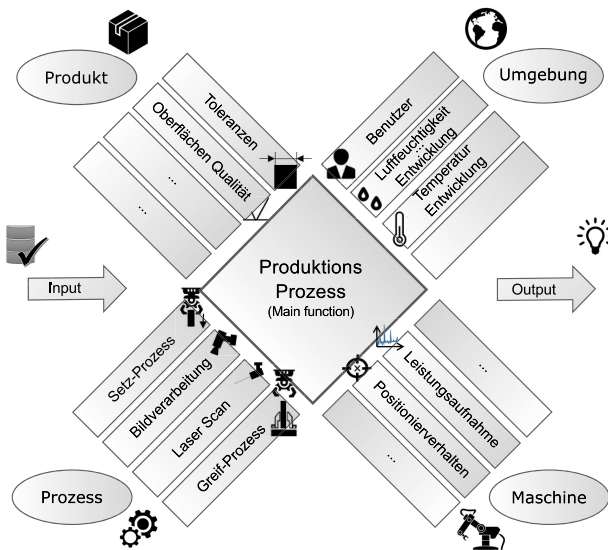


Abbildung 7.1: Prozessmodell der Vorserienmontage

Montagepartner, die in der Laborumgebung (Abbildung A.26) den Hauptfehler darstellte, konnte in der industriellen Umgebung nicht gemessen werden, weshalb sie im Netzwerk nicht zu finden ist.

Die Größe der Blasen in Abbildung 7.4 repräsentiert die Häufigkeit des Fehlerauftretens. Die Farbe der Verbindungslinks gibt die Häufigkeit der Vernetzung an: Je größer die Häufigkeit der Verknüpfung zwischen den Knoten ist, desto dunkler ist die Linkfarbe. Vergleicht man dieses Ergebnis mit den Ergebnissen aus Kapitel 6.1.6, ist die hauptsächliche Fehlerursache die Bildverarbeitung. Da innerhalb des industriellen Umfelds ein Mehrschichtbetrieb zur Verfügung steht, konnten an dieser Stelle kontinuierlich Daten aufgezeichnet werden.

Mithilfe dieser Daten ist es möglich, einen Zusammenhang mit auftretenden Bildverarbeitungsfehlern und dem Tages- beziehungsweise Jahreszeitengang herzustellen. So lässt sich in Abbildung 7.5 ein Tagesgang innerhalb der Parameter erkennen. Die Jahreszeitenabhängigkeit kann Abbildung 7.5 entnommen werden. Dort ist klar eine Verschiebung der Parameter zu sehen. Der Tagesgang ist für den Prozess kritischer, da es aufgrund der stärkeren Temperaturschwankungen leichter zu temperaturbedingten Materialverzügen kommen kann. Dies kann zu Fehlpositionierungen der Bauteile führen. Temperaturschwankungen können die Ursache der Veränderung innerhalb der Parameter darstellen. Die tatsächliche Ursache für die Schwankung der Kalibrierparameter ist nicht identifiziert, möglich ist auch eine

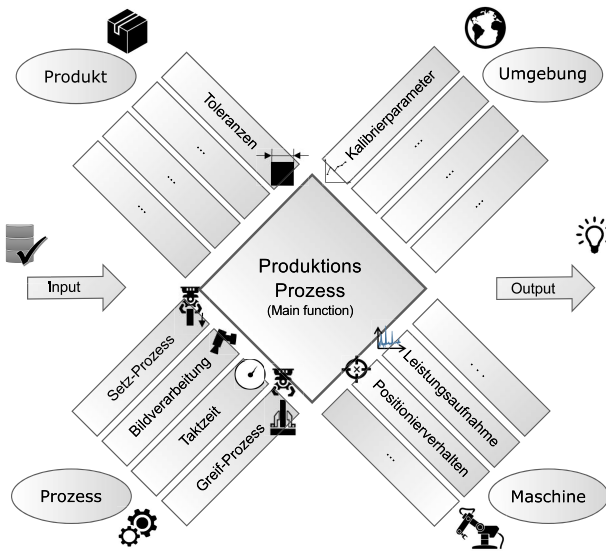


Abbildung 7.2: Prozessmodell der Serienmontage

Veränderung der Beleuchtungssituation. Für weitere Ursachenforschungen müssen zusätzliche Sensoren in den Aufbau eingebracht werden. Die Veränderung der Parameter weist klar den Umgebungseinfluss auf den sensiblen Präzisionsmontageprozess nach.

Innerhalb der Daten konnten zudem schwankende Bauteilkantenlängen nachgewiesen werden, die auf schwankende Produktqualitäten zurückzuführen sind. Auch dies besitzt einen Einfluss auf die Taktzeit, da es bei derartigen Schwankungen zu Fehlern in der Bildverarbeitung kommt. Diese Beobachtung hebt deutlich die Bedeutung der durch die Bildverarbeitung verursachten Fehler hervor, die auch in dem Datensatz der Testfertigung (Montageanlage zum Aufbau des Prozessmodells) gefunden werden konnte. Dieser Einfluss konnte innerhalb der Testfertigungsdaten in dem Maße nicht nachgewiesen werden. Der Grund ist darin zu sehen, dass die erforderliche Größe des Datensatzes nicht zur Verfügung stand. In [Abbildung A.30](#) ist zudem erkennbar, dass die ersten 3000 Bauteile nach dem Produktwechsel eine signifikant höhere Fehlerzahl aufweisen. Erst nach der Prozesseinfahrzeit minimiert sich die Fehleranzahl signifikant. Eine solche Analyse ist mit dem kleinen Datensatz der Testfertigung nicht möglich. Diese Unterschiede zeigen sich deutlich im Vergleich der skalierten Taktzeiten (siehe [Abbildung A.31](#)). Im Taktzeitverlauf der Vergleichsanlage aus dem realen Fertigungsumfeld sind deutliche Einflüsse der Pausenzeiten zu erkennen.

		Kategorie	Ebene			Bildverarbeitung				Umgebung				Prozess			
		Fehler ID	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15
Kat.	Fehler ID	Fehlerbezeichnung															
Ebene	1	Keine Winkelkorrektur	■	■	■	■	■	■						■	■		
	2	Spalt		■			■	■	■	■					■	■	■
	3	keine Oberfläche erkannt	■		■		■	■							■	■	■
Bildverarbeitung	4	Kante nicht gefunden	■			■	■	■	■	■					■	■	■
	5	X Abstand nicht gemessen	■	■	■	■	■	■	■	■					■	■	■
	6	UFC-Pixel Fehler				■	■	■	■	■	■				■	■	
	7	Bauteil wurde bewegt	■	■	■	■	■	■	■	■	■				■	■	■
Umgebung	8	Bauteil schlecht		■			■	■	■	■					■	■	■
	9	Achse wurde bewegt						■	■	■	■						
	10	Produktwechsel											■				
	11	Barcode nicht gelesen													■		
Prozess	12	Messwerte nicht in Toleranz	■	■	■	■	■	■	■	■	■				■	■	■
	13	Prozesszeit überschritten	■	■	■	■	■	■	■	■	■				■	■	■
	14	Spaltbreite überschritten															■
	15	Spaltbreite unterschritten		■	■	■	■			■	■				■	■	■

Abbildung 7.3: Korrelationsmatrix eines übertragenen Fertigungsprozesses im industriellen Umfeld

Zusammenfassend können mithilfe der Fertigungsdaten aus dem realen Produktionsprozess (Vergleichsanlage) folgende Aussagen getroffen werden:

- Die Maschinengesundheit kann nicht aus Produktionsdaten der Vergleichsanlage ersehen werden. Zusätzliche Messungen beantworten diese Fragestellung jedoch.
- Der Prozesszustand lässt sich über Taktzeit erfassen.
- Die Produktqualität lässt sich mit Einschränkungen beurteilen.
- Es werden zu wenig Umgebungsdaten für eine belastbare Aussage erfasst.

Im Folgenden werden die Aussagen detaillierter ausgeführt.

Ein Einfluss der Maschinengesundheit kann nicht aus den Produktionsdaten ersehen werden. Dies war im Beispielprozess aus der Vorserienmontage jedoch auch nicht ohne zusätzliche Messzyklen möglich. Im industriellen Umfeld kann eine solche Analyse durch die Integration bestimmter Messzyklen erfolgen. An dieser Stelle wird der in Abschnitt 5.2.1 vorgeschlagene Messzyklus empfohlen. Innerhalb des Serienprozesses konnte allerdings eine FFT-Analyse der Achsen durchgeführt werden. Die Ergebnisse sind in den Abbildungen A.15 und A.16 zu sehen und in Abschnitt 2.2.2 detaillierter beschrieben.

Der Prozesszustand kann über die Taktzeiten erfasst werden. Hierbei war es aufgrund der größeren Datenbasis möglich, auch Aussagen über den Einfluss von Produktvarianten zu treffen. Dies war im Laborprozess in der Form nicht möglich.

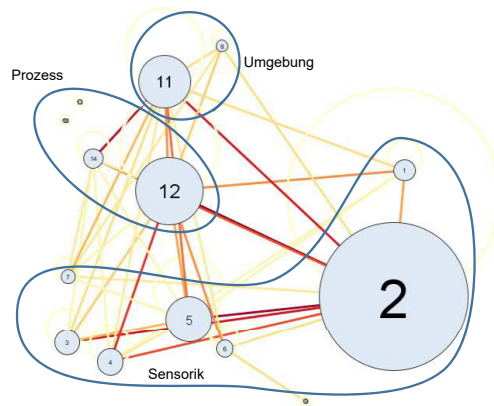


Abbildung 7.4: Netzwerkgrafik der Fehlerzusammenhänge innerhalb der Fertigungsdaten aus dem industriellen Umfeld; Fehler-ID kann der Liste in Abbildung 7.3 entnommen werden

Eine Aussage über die Produktqualität lässt sich mit Einschränkungen innerhalb der Daten aus dem realen Umfeld treffen. An dieser Stelle stehen im Beispielprozess deutlich mehr Parameter zur Verfügung, die auf einer komplexeren Bildverarbeitung sowie zusätzlichen Sensoren basieren. Da die Bauteilqualität Einfluss auf die Qualität des Gesamtprodukts sowie die Taktzeit besitzt, ist dies nicht zu vernachlässigen. Eine Nachrüstung von Sensoren wird empfohlen, wenn diese Parameter auch in der Vergleichsanlage (reales Produktionsumfeld) erfasst werden sollen.

Der Einfluss von Umgebungsparametern konnte innerhalb der Fertigungsdaten aus dem realen Produktionsprozess (Vergleichsanlage) gezeigt werden. Insbesondere wird der direkte Einfluss auf die Kamerakalibrierung deutlich sichtbar. Dies lässt sich in dem gewählten Beispielprozess nicht erkennen, da die dafür nötige Häufigkeit der Erfassung der Kalibrierparameter nicht möglich ist.

Resümierend wird festgestellt, dass der modulare Aufbau geeignet ist, das Modell für andere Montagesysteme zu nutzen. Innerhalb dieses Kapitels wurde das erstellte Prozessmodell auf eine weitere Anlage übertragen und die Submodule für die Datenauswertung entsprechend angepasst. Aus dem angepassten Aufbau aus Abbildung 7.1 und Abbildung 7.2 konnte ebenfalls eine Fehlerkorrelationsmatrix erstellt werden. Zur Prognose einer Montageungenauigkeit in der Serienanlage ist die Erfassung von zusätzlichen Roboterpositionen notwendig. Dies war innerhalb dieser Arbeit nicht möglich. Es konnten jedoch die Funktionalitäten der Auffälligkeitserkennung umgesetzt werden.

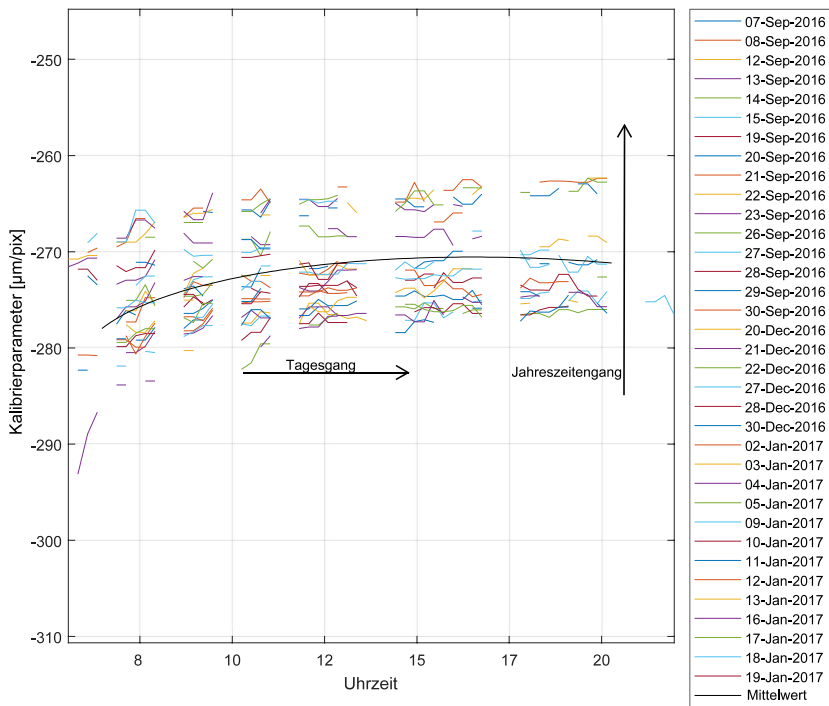


Abbildung 7.5: Kamerakalibrierparameter (schwarz eingezeichnet ist der Mittelwert)

Die innerhalb des Fertigungsprozesses gewonnenen Prozesserkennnisse sind vergleichbar. Jedoch war es nicht möglich, eine vergleichbare Datenbasis zu erstellen, da die Sensorausstattung zu stark differierte. Es bestehen in beiden Montagesystemen ähnliche Parameterzusammenhänge, und in beiden wurden ähnliche Fehler als häufigste Ursache für Prozessverzögerungen identifiziert.

8 Zusammenfassung und Ausblick

8.1 Zusammenfassung

Ziel dieser Arbeit war die Entwicklung und Anwendung eines prozessorientierten Data Minings im Umfeld der Präzisionsmontage. In der Einleitung wurde folgende Aussage getroffen: „Ein hinreichendes Prozessverständnis sowie geeignete Fertigungshinweise können dem Maschinenbediener helfen, einen Weg zu einer präzisen Baugruppe zu finden und dabei Prozessstörungen sowie den Bauteilausschuss zu minimieren.“

Für die Bearbeitung der Zielsetzung wurde mit Blick auf den Stand der Technik (Kapitel 2) ein Überblick über bestehende Lösungen in der Technik beziehungsweise Forschung gegeben. Dabei ließen sich in Abschnitt 2.5 folgende Forschungslücken identifizieren:

- Kleine Datenbasen mit engen Toleranzen werden nicht betrachtet.
- Komplette Systemanalysen sind meist nur durch Einbringung von Zusatzsensorik möglich.
- Nur Teilbereiche der Fertigung werden bereits analytisch abgebildet.
- Wechselwirkungen (einzelner Auffälligkeiten) sind oft unerkannt.
- Es erfolgt keine Vorhersage von Endproduktqualitäten.
- Eine vorausschauende Instandhaltung beschränkt sich auf die Betrachtung von Betriebsmitteln und erfasst nicht den gesamten Fertigungsprozess.

Aus den definierten Forschungslücken wurde eine für die Präzisionsmontage angepasste Vorgehensmethode entwickelt, die in Kapitel 3 beschrieben wird. Sie ist im besonderen Maße dafür konzipiert, Fertigungsprozesse mit kleiner Datenbasis und engen Toleranzgrenzen abzubilden sowie verfügbares Expertenwissen zu integrieren.

In Kapitel 4 wurde eine theoretische Prozessanalyse durchgeführt, die auf dem FMEA-Prinzip basiert. Die erste Methode dient zur prozessorientierten Analyse komplexer Fertigungsprozesse mit beschränkter Datenbasis. Die theoretische Prozessanalyse bildet die oben definierte erste Methode. Es wurde ein Leitfaden für die Durchführung von Prozessschritten zusammengestellt, die zur Auswahl und Einbringung erforderlicher Zusatzsensorik erforderlich sind. Basierend auf diesem

Leitfaden wurde Zusatzsensorik für die Messung der Leistungsaufnahme der Achsen ergänzt. Aufgrund der detaillierten Prozessanalyse bereits vor der Datenaufzeichnung war es möglich, auf die weitere Einbringung von Zusatzsensorik zu verzichten. Mithilfe des Sensorkonzepts konnte die segmentierte Datenbasis für diese Arbeit erstellt werden und die eigentliche Datenanalyse erfolgen. Auf diese Weise ließen sich erfolgreich kleine Datenbasen mit engen Toleranzgrenzen als Grundlage für die weitere Prozessanalyse qualifizieren.

Die Datenanalyse erfolgte in Kapitel 5. In ihm wird das Funktionsprinzip der zweiten Methode dargelegt. Diese zielt auf die prozessorientierte Datensegmentierung und die auf Teilmodellen basierende Modellierung. Hierfür wurde das Prozessmodell aufgebaut, das sich in die Subgruppen *Prozess*, *Maschine*, *Umgebung* und *Produkt* untergliedert. Innerhalb der Subgruppen sind prozessbeschreibende Submodule integriert. Die entstandenen Submodule bieten die Möglichkeit, Teilbereiche einer Fertigung mit kleineren „Testdatensätzen“ abzubilden und den Gesamtprozess modular zusammenzustellen. Auffälligkeiten wurden mittels Entscheidungsbäumen und definierten Klassengrenzen zur Entscheidungsbildung in den jeweiligen Submodulen konzipiert, umgesetzt und analysiert. Zudem erfolgte eine Integration des Clustering-Verfahrens sowie statistischer Methoden in die Submodule. Dabei ließ sich zeigen, dass die gefundenen Wechselwirkungen eine große Ähnlichkeit mit den in Kapitel 4 theoretisch ermittelten Wechselwirkungen aufweisen. Zusätzlich wurde die Möglichkeit geprüft, alle möglichen Parameterkorrelationen ohne Vorwissen mithilfe eines *Black-Box*-Ansatzes zu untersuchen. Dieses Vorgehen konnte jedoch nur wenig Informationen über den Fertigungsprozess und die darin enthaltenen Zusammenhänge erschließen. Die in dieser Arbeit vorgeschlagenen Strategien zur vorausschauenden Instandhaltung nutzen Daten aus dem kompletten Fertigungsprozess. Entsprechend wurden anhand detektierter Auffälligkeiten im Fertigungsprozess zusätzliche Messfahrten zur Vermessung der Leistungsaufnahme der Roboterachsen sowie zu deren Positionierverhalten integriert. Das submodulbasierte Modell erlaubte es, alle Teilbereiche des Fertigungsprozesses sowie darin enthaltene Wechselwirkungen in den Blick zu nehmen. Mit der vollständigen Prozessbetrachtung und der Betrachtung der Teilprozessabhängigkeiten erweitert die vorliegende Arbeit den Stand der Technik.

In Kapitel 6 wurde die Anwendung des entstandenen Modells geprüft. Eine erste Vorhersage zu Produktqualitäten konnte in Abschnitt 6.2 der Vorhersagenqualifizierung erfolgen. Die Nutzung von Regressionsanalysen mit mehreren abhängigen Parametern lieferte messwertnahe Prognosen. Die getroffene Vorhersage ist allerdings nur grob und besitzt weitere Optimierungsmöglichkeiten. Aufgrund der sehr kleinen Datenbasis besonders für die Ausgangsvermessung ist es derzeit noch nicht möglich, die Montagequalität mithilfe einer Regressionsanalyse zu prognostizieren. Deswegen wurde, um die Funktionalität der Methode zu testen, alternativ die Setzposition des Bauteils vorhergesagt. Diese Prognose wurde erfolgreich eingebunden und lieferte zufriedenstellende Ergebnisse, sodass sich die Endproduktqualität bereits vor Fertigstellung des Produkts sinnvoll abschätzen ließ. Zusätzlich konnte

innerhalb der vorliegenden Arbeit der Fertigungsprozess erfolgreich auf eine weitere Anlage (siehe Abschnitt *7 Übertragbarkeit auf ähnliche Montagesysteme*) und eine weitere Produktvariante übertragen werden. Somit ist die Übertragbarkeit der entwickelten Methodik gegeben.

In der folgenden Abbildung 8.1 sind die erzielten Ergebnisse im Überblick dargestellt.

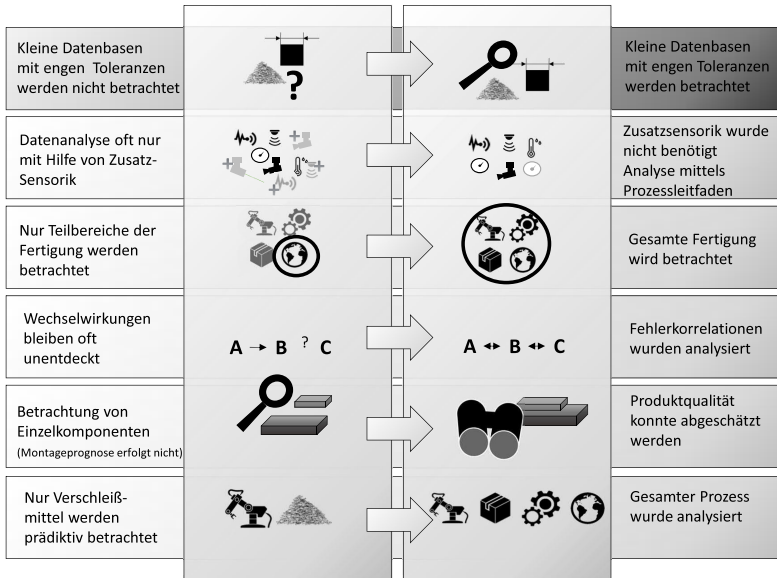


Abbildung 8.1: Identifizierte Forschungslücken und Ergebnisse der Arbeit

Zusammenfassend ist der auf Submodulen basierende Aufbau als sehr universell zu bewerten. Aufgrund der Modularität ist eine Übertragung auf andere Fertigungsprozesse leicht möglich. Allerdings bleibt zu prüfen, ob sich das vorgeschlagene System für eine stark differierende Montagestrategie, beispielsweise für größere Bauteile, eignet. Zudem besteht Potenzial, die prognostizierenden Verfahren zu erweitern.

8.2 Ausblick

Die Ergebnisse der vorliegenden Arbeit können in einigen Bereichen weiter optimiert werden. In diesem Sinne lässt sich ein Ausblick formulieren. In Zukunft wird vor allem die Erarbeitung einer exakteren Vorhersage von Montagegenauigkeiten von Relevanz sein. Eine mögliche Erweiterung des vorhersagenden Modells kann darin bestehen, die gefundenen Zusammenhänge und Datenstrukturen zu nutzen, um weitere Prognoseverfahren anzuwenden. Der Einsatz von neuronalen Netzen, die das mechanische Verhalten des Systems besser abbilden und prognostizieren können, ist eine Möglichkeit. Sie können zusätzlich entstehende Offset-Fehler (siehe Abschnitt *5.2.1 Subgruppe Maschine*) besser erfassen und abbilden. Werden die mittels eines neuronalen Netzes erhaltenen Optimierungen in das Montagesystem integriert, werden präzisere Vorhersagen möglich. Die innerhalb dieser Arbeit erstellte Struktur der Submodule kann dahingehend ergänzt werden, dass die Modellbildung in ausgewählten Submodulen durch ein neuronales Netz erweitert wird. Ein Aufbau mit kleinen, abgegrenzten Teilprozessen könnte zudem die Herausforderung lösen, dass zum Aufbau eines neuronalen Netzes eine große Trainingsdatenmenge erforderlich ist. Werden nur ausgewählte Submodule mit einem neuronalen Netz erweitert, müssen nur für diese Teilbereiche hinreichend große Datenmengen zur Verfügung stehen.

Zusätzlich kann der Aufbau eines digitalen Zwillings nach Negri et al. [83] bei der Analyse von Systemzuverlässigkeiten helfen. Der digitale Zwilling bietet die Möglichkeit, Daten nicht nur in Echtzeit zu verarbeiten, sondern auch auf der Basis der Datenstruktur Simulationen und Optimierungen vorzunehmen. So können ähnlich wie in einer FMEA „Wenn-dann“-Beziehungen aufgestellt und weitergehend auch getestet werden.

Kritisch zu betrachten ist bei der Analyse und Zusammenstellung von Fertigungs- und Prozessdaten die Sicherheitsfrage. Werden Datensätze erzeugt, so sind sie entsprechend zu schützen. Die Möglichkeit, Zusammenhänge in eigenen Prozessen zu analysieren, können gegebenenfalls auch Dritte nutzen; es liegt somit eine schützenswerte Informationsquelle vor. Im Rahmen dieser Arbeit konnte jedoch nicht detailliert auf Sicherungskonzepte eingegangen werden; dies müssten zukünftige Arbeiten leisten.

A Anhang

A.1 Anhang zur Vorgehensmethodik zur Prozessanalyse

A.1.1 Sensor-Verfügbarkeiten in aktuellen Robotern / Positioniermaschinen






	Präzisions-Roboter		Industrie- / Kollaborations-Roboter		
	Sysmelec: Auto- place 411	Hacker „our- Plant“	KUKA: LBR iiwa	Universal Robots: UR10	Fanuc: CR-35i
					
	1	2	3	4	5
Positions- erfassung	Für Haupt- und Nebe- nachse	Für Haupt- und Nebe- nachse	Für Haupt- und Nebe- nachse	Für Haupt- und Nebe- nachse	Für Haupt- und Nebe- nachse
Erfassung mecha- nischer Größen	Kraftsensor am Robo- tergreifer	Kraftsensor am Robo- tergreifer (6-Achs)	Gelenk- moment- sensor	Soll-Ist- Vergleich Endeffektor- Position	6-Achsen- Kraft- Moments- ensor (in der ersten Achse)
Erfassung der Tem- peratur	vorhanden	vorhanden	vorhanden	NA	NA
Abbildung und Er- kennung von Ob- jekten	Kamera bezie- hungsweise Laser am Roboter- kopf	Kamera (3D) bezie- hungsweise Laser am Roboter- kopf	NA	NA	NA

Tabelle A.1: Übersicht über eingesetzte Sensorik in Robotern; [119][54][68][124][46]

¹ nach [123]; ² nach [54]; ³ nach [68]; ⁴ nach [124]; ⁵ nach [46]



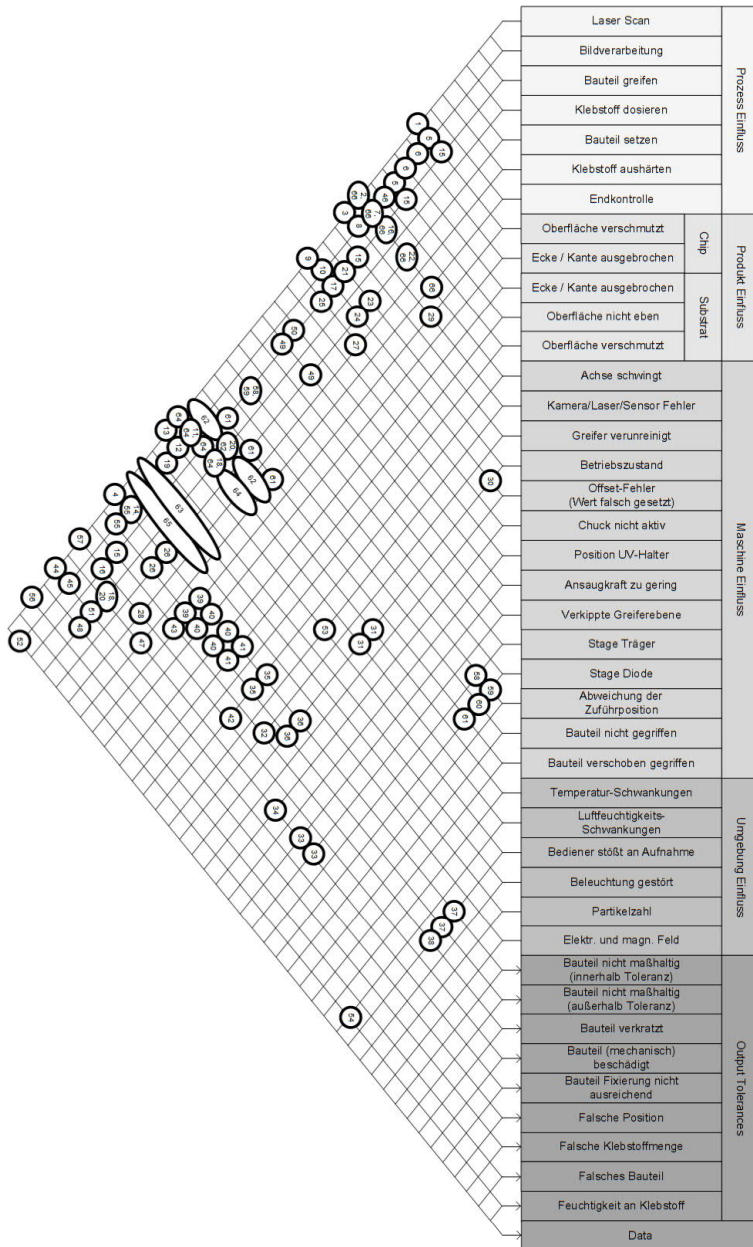
	Siemens: SIPLACE X-Serie	Panasonic: NPM-D
		
	1	2
Positionserfassung	Hauptachsen	Hauptachsen
Erfassung mechanischer Größen	Kraftsensoren (standard)	optional
Erfassung der Temperatur	optional	Height Sensor (optional)
Abbildung und Erkennung von Objekten	1. BE-Sensoren prüfen Anwesenheit des Bauteils (optional) 2. Digitale Kameras zur Prüfung der Lage des Bauteils (optional) 3. Vakuum-Sensoren prüfen Richtigkeit der Positionierung des Bauteils (standard)	1. 3D-Sensor (accurate detection of ball height) 2. vertical line camera (Measurement function of component thickness; Check function of nozzle tips)

Tabelle A.2: Übersicht über eingesetzte Sensorik in Bestückmaschinen; [86] [115]

¹ nach [115] ² nach [86]

A.1.2 Fehlerursache Analyse



Punkt	Prozess	Korrelation	Wartungs-Hinweis
1	Laser Scan	Bauteil-Oberfläche ist verschmutzt	Bauteil entnehmen, Bauteil reinigen
2	Laser Scan	Roboter Achse schwingt	Roboter neu initialisieren, Referenzfahrt, ggf. Achsenwartung erforderlich
3	Laser Scan	Lasersensor liefert fehlerhaften Wert	Prozess wiederholen, Datenübertragung prüfen
4	Laser Scan	Bauteil bei Ausgangsvermessung Auffällig	Prozess wiederholen, nächstes Bauteil prüfen
5	Bildverarbeitung	Bauteil ist verschmutzt	Bauteil prüfen, reinigen
6	Bildverarbeitung	Bauteil ist Beschädigt	Bauteil prüfen, Prozess wiederholen, ggf. ROI der Bildverarbeitung verschieben
7	Bildverarbeitung	Roboter Achse schwingt	Referenzpose anfahren, Achse prüfen, Achse initialisieren, ggf. Achse warten
8	Bildverarbeitung	Kamera / Sensor- Fehler	Kamerabild neu aufnehmen, Bildverarbeitung neu starten, Prozess wiederholen, Referenzpose anfahren und vermessen, ggf. Kamera neu Kalibrieren
9	Bildverarbeitung	Offset-Fehler	Teach-Posen prüfen, Referenzpose vermessen, Laserbefestigung prüfen, ggf. neu teachen
10	Laser Scan	Offset-Fehler	Teach-Posen prüfen, Referenzpose vermessen, Kamerabefestigung prüfen, ggf. neu teachen
11	Bildverarbeitung	Luftfeuchtigkeitsschwankungen	Bauteiloberfläche prüfen (beschlagen?), Luftfeuchtigkeit prüfen, Reinraumwartung
12	Bildverarbeitung	Bediener stößt an Aufnahme	Referenzpose anfahren, Aufnahme prüfen, Offset neu teachen
13	Laser Scan	Bediener stößt an Aufnahme	Referenzpose anfahren, Aufnahme prüfen, Offset neu teachen
14	Laser Scan	Bauteil bei Ausgangsvermessung Auffällig	Prozess wiederholen, nächstes Bauteil prüfen
15	Bauteil greifen	Oberfläche ist verschmutzt, Greifer verunreinigt, Bauteil verkratzt	Bauteil prüfen, Greifer reinigen, nächstes Bauteil prüfen
16	Bauteil greifen	Achse schwingt	Bauteil prüfen, Roboter neu initialisieren, Referenzfahrt, ggf. Achsenswartung erforderlich
17	Bauteil greifen	Offset-Fehler	Teach-Posen Greifer prüfen, Referenzpose vermessen, ggf. neu teachen
18	Klebstoff dosieren	Luftfeuchtigkeitsschwankungen	Klebstoffraupe prüfen, Luftfeuchtigkeit prüfen, Reinraum Wartung
19	Bildverarbeitung	Beleuchtung gestört	Falsche Grauwerte, Bildverarbeitung prüfen, Beleuchtung prüfen und neu initialisieren
20	Klebstoff dosieren	Temperatur-Schwankungen	Klebstoffraupe prüfen, Temperatur prüfen, Reinraum Wartung
21	Bauteil greifen	Betriebszustand	Roboter-Fehler-Log auslesen, Achsen ggf. überhitzt?
22	Bauteil setzen	Achse schwingt	Bauteile maßhaltig prüfen, Roboter neu initialisieren, Referenzfahrt, ggf. Achsenswartung erforderlich
23	Bauteil setzen	Betriebszustand	Roboter-Fehler-Log auslesen, Achsen ggf. überhitzt?

Tabelle A.3: Übersicht über mögliche Fehlerursachen 1;
nach Farblegende (siehe Abbildung A.1)

Punkt	Prozess	Korrelation	Wartungs-Hinweis
24	Bauteil setzen	Offset-Fehler	Teach-Posen Greifer prüfen, Referenzpose vermessen, ggf. neu teachen
25	Bauteil greifen	Chuck war nicht aktiv	Bauteil Maßhaltigkeit prüfen, ggf. Vakuum Zuleitung prüfen
26	Bauteil setzen	Bauteil nicht maßhaltig	Bauteil prüfen, nächstes Bauteil prüfen, Referenzpose anfahren, Kamerakalibrierung checken
27	Klebstoff aushärten	Position UV-Leiter war nicht korrekt	UV-Leiter prüfen
28	Klebstoff aushärten	Fixierung nicht ausreichend	UV-Leiter prüfen, UV-Zeit prüfen
29	Chip Oberfläche verschmutzt	Greifer verunreinigt	Greifer reinigen, Bauteil prüfen
30	Betriebszustand	Achse schwingt	Roboter-Fehler-Log auslesen, Referenzpose anfahren, Achse prüfen, Achse initialisieren, ggf. Achse warten
31	Betriebszustand	Temperatur, Luftfeuchtigkeit passt nicht	Roboter-Fehler-Log auslesen, Reinraum Betriebszustand prüfen, ggf. Reinraumwartung
32	Greifer verunreinigt	Bauteil verkratzt	Greifer reinigen, Bauteil prüfen
33	Temperatur Schwankung, Luftfeuchtigkeit	Bauteil nicht maßhaltig	Betriebszustand Reinraum prüfen
34	Position UV-Halterung	Bauteil-Fixierung nicht ausreichend	UV-Leiter prüfen
35	Achse schwingt	Bauteil nicht maßhaltig	Referenzpose anfahren, Achse prüfen, Achse initialisieren, ggf. Achse warten
36	Offset-Fehler	Bauteil nicht maßhaltig	Referenzpose anfahren, Bauteil prüfen, Offset korrigieren...
37	Bediener stößt an Aufnahme	Bauteil nicht maßhaltig	Referenzpose anfahren, Bauteil prüfen, Offset korrigieren...
38	Bediener stößt an Aufnahme	Bauteil mechanisch gestaucht	Referenzpose anfahren, Bauteil prüfen, Offset korrigieren...
39	Oberfläche verschmutzt	Bauteil nicht maßhaltig	Bauteil reinigen, Prozess wiederholen
40	Ecke / Kante ausgebrochen	Bauteil nicht maßhaltig	Bauteil prüfen, ROI verschieben, Prozess wiederholen
41	Oberfläche nicht eben	Bauteil nicht maßhaltig	Bauteil prüfen, Prozess wiederholen, ggf. anderes Bauteil verwenden
42	Achse schwingt	Bauteil mechanisch gestaucht	Referenzpose anfahren, Bauteil prüfen, Offset korrigieren...
43	Oberfläche verschmutzt	Bauteil verkratzt	Greifer reinigen, Bauteil prüfen
44	Laser Scan	Abweichung der Endposition	Laser System neu starten, Prozess wiederholen, Referenzpose anfahren und vermessen, ggf. Laser neu Kalibrieren

Tabelle A.4: Übersicht über mögliche Fehlerursachen 2;
nach Farblegende (siehe Abbildung A.1)

Punkt	Prozess	Korrelation	Wartungs-Hinweis
45	Bildverarbeitung	Abweichung der Endposition	Kamerabild neu aufnehmen, Bildverarbeitung neu starten, Prozess wiederholen, Referenzpose anfahren und vermessen, ggf. Kamera neu Kalibrieren
46	Bildverarbeitung	Verschmutzte Werkstückhalterung	Werkstückhalterung reinigen, ggf. Betriebszustand Reinraum prüfen
47	Endkontrolle	Klebeverbindung nicht stabil	Klebstoff überprüfen, Ausrichtung UV-Leiter sowie Belichtungszeit überprüfen, ggf. Betriebszustand Reinraum prüfen
48	Klebstoff Dispensen	Falsche Klebstoffmenge	Operator schulen
49	Vakuumbreifer	Verkippte Greifer Ebene	Bauteil prüfen, Roboter neu initialisieren, Referenzfahrt
50	Vakuumbreifer	Ansaugkraft zu gering	Greifer prüfen, Prozess wiederholen, ggf. Vakuumentleitung prüfen
51	Klebstoffdispenser	Falsche Klebstoffposition	Operator schulen
52	Bildverarbeitung	Falsche Kalibrierparameter	Kalibrierparameter korrigieren
53	Roboter	Operator stößt an System	Bauteil prüfen, Roboter neu initialisieren, Referenzfahrt
54	Reinraum	Feuchtigkeit an Klebstoff	Klebstoffraupe prüfen, Luftfeuchtigkeit prüfen, Reinraum Wartung
55	Bildverarbeitung	Maßabweichungen	Bauteil prüfen, Prozess wiederholen, ggf. anderes Bauteil verwenden
56	Bildverarbeitung	Falsches Bauteil verbaut	Prozess mit anderem Bauteil wiederholen
57	Laser Scan	Bauteil beschädigt	Bauteil prüfen, Prozess wiederholen, ggf. anderes Bauteil verwenden
58	Stage Träger	Abweichung der Zuführposition	Bauteil neu einlegen
59	Stage Diode	Abweichung der Zuführposition	Bauteil neu einlegen
60	Stage Diode	Bauteil nicht gegriffen	Bauteil entnehmen und neu einlegen, ggf. Stage reinigen
61	Stage Diode	Bauteil verschoben gegriffen	Bauteil entnehmen und neu einlegen
62	Reinraum	Temperaturschwankungen	Bauteil prüfen, Ursache für Temperaturschwankungen suchen und beheben
63	Reinraum	Partikeleinflüsse	Bauteil prüfen, Ursache für Partikeleinflüsse suchen und beheben
64	Reinraum	Luftfeuchtigkeitsschwankungen	Bauteil prüfen, Ursache für Luftfeuchtigkeitsschwankungen suchen und beheben
65	Reinraum	Elektromagnetische Felder	Bauteil prüfen, Ursache für Elektromagnetische Felder suchen und beseitigen
66	Roboter	Achse schwingt	Bauteil prüfen, Roboter neu initialisieren, Referenzfahrt, ggf. Achsenswartung erforderlich

Tabelle A.5: Übersicht über mögliche Fehlerursachen 3;
nach Farblegende (siehe Abbildung A.1)

A.1.3 Fehlerbetrachtungen

<div>Wirkung ►</div> <div>▼ Ursache</div>	Positionierung Endeffektoren	Sensorsysteme	Operator Umwelt Bauteil	Zuführung Zusatzmodule
Positionierung Endeffektoren	Feld A	Feld B	Keine kausalen Abhängigkeiten	Keine kausalen Abhängigkeiten
Sensorsysteme	Feld C	Feld D	Keine kausalen Abhängigkeiten	Keine kausalen Abhängigkeiten
Operator Umwelt Bauteil	Feld E	Feld F	Feld G	Feld H
Zuführung Zusatzmodule	Feld I	Feld J	Feld K	Feld L

Tabelle A.6: Übersicht über mögliche Fehlertypen und die Aufteilung der Betrachtung in die jeweiligen Einzel-Felder

		Wirkung ►									
▼ Ursache		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
ID Positionierung											
1	Abweichung der Endposition										
2	Offset-Fehler	■				■	■				
3	Achse schwingt	■			■		■				
4	Erhöhter Achsverschleiß	■	■	■							
5	Reglerabweichung			■	■						
ID Endeffektoren											
Vakuumgreifer	6 Bauteil nicht gegriffen										
	7 Bauteil verschoben gegriffen		■								
	8 Verkippte Greiferebene										
	9 Ansaugkraft zu gering					■					
	10 Verunreinigter Greifer		■								

Tabelle A.7: Detailansicht der Fehlertypen, Feld A nach Abbildung A.6

		Wirkung ►		11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21	22	23	24	25	26	27	28	29	30	31	32	33															
		▼ Ursache																																							
ID		Positionierung																																							
	1	Abweichung der Endposition																	■	■																					
	2	Offset-Fehler						■																																	
	3	Achse schwingt					■										■																								
	4	Erhöhter Achsverschleiß					■										■																								
	5	Reglerabweichung																																							
ID		Endeffektoren																																							
Vakuumgreifer	6	Bauteil nicht gegriffen																																							
	7	Bauteil verschoben gegriffen																																							
	8	Verkippte Greiferebene																																							
	9	Ansaugkraft zu gering																																							
	10	Verunreinigter Greifer																																							

Tabelle A.8: Detailansicht der Fehlertypen, Feld B nach Abbildung A.6

		Wirkung ►	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
		▼ Ursache										
IPLS	ID	Sensorsysteme										
	11	Fehlerhafter Wert ermittelt	■					■				
	12	Kein Wert ermittelt										
	13	Verschobene Laserhalterung		■								
	14	Messachse schwingt			■							
	15	Messpunkt nicht im Messbereich										
	16	Laserstrahl streut										
	17	Signalrauschen										
	18	Abdeckglas verschmutzt										
	19	Falscher Betriebsmodus										
Bildverarbeitung	20	Fehlerhafter Wert ermittelt	■									
	21	Kein Wert ermittelt										
	22	Verschobene Kamerahalterung		■								
	23	Messachse schwingt			■							
	24	Messpunkt nicht im Messbereich										
	25	Unterbelichtung										
	26	Überbelichtung										
	27	Reflexionen										
	28	Speicherproblem										
	29	Unschärfe										
	30	Optische Verzerrung										
	31	Bildrauschen										
	32	Linse verschmutzt										
	33	Falsche Kalibrierparameter										

Tabelle A.9: Detailansicht der Fehlertypen, Feld C nach Abbildung A.6

		Wirkung ► ▼ Ursache		11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21	22	23	24	25	26	27	28	29	30	31	32	33							
		ID Sensorensysteme																															
IPLS	11	Fehlerhafter Wert ermittelt																															
	12	Kein Wert ermittelt																															
	13	Verschobene Laserhalterung	■					■																									
	14	Messachse schwingt	■					■																									
	15	Messpunkt nicht im Messbereich		■																													
	16	Laserstrahl streut	■	■																													
	17	Signalrauschen	■	■																													
	18	Abdeckglas verschmutzt	■	■					■																								
	19	Falscher Betriebsmodus	■	■																													
Bildverarbeitung	20	Fehlerhafter Wert ermittelt																															
	21	Kein Wert ermittelt																															
	22	Verschobene Kamerahalterung													■	■		■															
	23	Messachse schwingt		■										■	■			■															
	24	Messpunkt nicht im Messbereich													■																		
	25	Unterbelichtung													■	■																	
	26	Überbelichtung													■	■																	
	27	Reflexionen													■	■																	
	28	Speicherproblem														■																	
	29	Unschärfe													■	■	■																
	30	Optische Verzerrung													■																		
	31	Bildrauschen													■																		
	32	Linse verschmutzt													■	■							■										
	33	Falsche Kalibrierparameter													■	■					■	■			■								

Tabelle A.10: Detailansicht der Fehlertypen, Feld D nach Abbildung A.6

		Wirkung ►									
▼ Ursache		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
ID Operator											
34	Operator stößt an System	■	■	■							
35	Operator verunreinigt										
36	Start falscher Montagefunktion										
37	Operator vergisst Montageschritt										
38	Zu hohe manuelle Krafteinwirkung	■									
39	Operator lässt Bauteil fallen										
40	Unachtsamkeit										
ID Umwelt											
41	Mechanische Schwingungen			■							
42	Temperaturschwankungen		■								
43	Partikeleinflüsse						■				■
44	Luftfeuchtigkeitschwankungen						■				
45	Elektromagnetische Felder										
46	Wechselnde Lichteinflüsse										
47	Intensive Luftbewegungen			■							
ID Bauteil											
48	Maßabweichung										
49	Materialabweichung										
50	Falsches Bauteil verbaut										
51	Bauteil verunreinigt									■	■
52	Bauteil beschädigt										

Tabelle A.11: Detailansicht der Fehlertypen, Feld E nach Abbildung A.6

<div> <div>Wirkung ►</div> <div>▼ Ursache</div> </div>		34	35	36	37	38	39	40	41	42	43	44	45	46	47	48	49	50	51	52
ID Operator																				
34	Operator stößt an System		■			■			■											
35	Operator verunreinigt		■								■								■	
36	Start falscher Montagefunktion			■																
37	Operator vergisst Montageschritt				■															■
38	Zu hohe manuelle Krafteinwirkung					■		■												■
39	Operator lässt Bauteil fallen					■	■				■									■
40	Unachtsamkeit	■	■	■	■	■	■	■										■		
ID Umwelt																				
41	Mechanische Schwingungen								■											
42	Temperaturschwankungen									■										
43	Partikeleinflüsse										■									
44	Luftfeuchtigkeitschwankungen											■								
45	Elektromagnetische Felder												■							
46	Wechselnde Lichteinflüsse													■						
47	Intensive Luftbewegungen														■					
ID Bauteil																				
48	Maßabweichung															■				
49	Materialabweichung																■			
50	Falsches Bauteil verbaut															■	■	■		
51	Bauteil verunreinigt										■								■	
52	Bauteil beschädigt																			■

Tabelle A.13: Detailansicht der Fehlertypen, Feld G nach Abbildung A.6

		Wirkung ►																
▼ Ursache		53	54	55	56	57	58	59	60	61	62	63	64	65	66	67		
ID Operator																		
34	Operator stößt an System	■																
35	Operator verunreinigt			■					■		■							
36	Start falscher Montagefunktion									■				■				
37	Operator vergisst Montageschritt		■		■			■					■		■			
38	Zu hohe manuelle Kräfteinwirkung																■	
39	Operator lässt Bauteil fallen																	
40	Unachtsamkeit								■	■		■			■	■		
ID Umwelt																		
41	Mechanische Schwingungen																	
42	Temperaturschwankungen								■									
43	Partikeleinflüsse	■		■							■							
44	Luftfeuchtigkeitschwankungen								■		■							
45	Elektromagnetische Felder																	
46	Wechselnde Lichteinflüsse													■				
47	Intensive Luftbewegungen																	
ID Bauteil																		
48	Maßabweichung	■																
49	Materialabweichung									■								
50	Falsches Bauteil verbaut																	
51	Bauteil verunreinigt	■		■							■							
52	Bauteil beschädigt	■																

Tabelle A.14: Detailansicht der Fehlertypen, Feld H nach Abbildung A.6

		Wirkung ►									
▼ Ursache		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
ID Zuführung											
53	Abweichung der Zuführposition		■				■	■			
54	Vakuum Halterung nicht aktiviert		■					■			
55	Verschmutzte Werkstückhalterung		■				■	■		■	■
56	180° Drehung des Bauteils										
ID Zusatzfunktionen											
Klebstoffauftrag	57 Klebeverbindung nicht stabil										
	58 Klebstoffmenge zu hoch										
	59 Klebstoffmenge zu niedrig										
	60 Feuchtigkeit an Klebstoff										
	61 Falscher Klebstoff										
UV-Beleuchtung	62 Verschmutzte Klebestellen										
	63 Falsche Klebstoffposition										
	64 Belichtungszeit zu kurz										
	65 Frühzeitiges Abbinden										
	66 UV-Leiter nicht richtig ausgerichtet										
	67 UV-Leiter geknickt										

Tabelle A.15: Detailansicht der Fehlertypen, Feld I nach Abbildung A.6

		Wirkung ► ▼ Ursache		11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21	22	23	24	25	26	27	28	29	30	31	32	33				
ID	Zuführung																													
	53	Abweichung der Zuführposition						■	■									■					■							
	54	Vakuum Halterung nicht aktiviert																												
	55	Verschmutzte Werkstückhalterung																												
	56	180° Drehung des Bauteils																												
ID	Zusatzfunktionen																													
Klebstoffauftrag	57	Klebeverbindung nicht stabil																												
	58	Klebstoffmenge zu hoch																												
	59	Klebstoffmenge zu niedrig																												
	60	Feuchtigkeit an Klebstoff																												
	61	Falscher Klebstoff																												
UV-Beleuchtung	62	Verschmutzte Klebestellen																												
	63	Falsche Klebstoffposition																												
	64	Belichtungszeit zu kurz																												
	65	Frühzeitiges Abbinden																												
	66	UV-Leiter nicht richtig ausgerichtet																												
	67	UV-Leiter geknickt																												

Tabelle A.16: Detailansicht der Fehlertypen, Feld J nach Abbildung A.6

		Wirkung ►	34	35	36	37	38	39	40	41	42	43	44	45	46	47	48	49	50	51	52
		▼ Ursache																			
		ID Zuführung																			
	53	Abweichung der Zuführposition																			
	54	Vakuum Halterung nicht aktiviert																			
	55	Verschmutzte Werkstückhalterung																			
	56	180° Drehung des Bauteils																			
		ID Zusatzfunktionen																			
Klebstoffauftrag	57	Klebeverbindung nicht stabil																			
	58	Klebstoffmenge zu hoch																		■	
	59	Klebstoffmenge zu niedrig																			
	60	Feuchtigkeit an Klebstoff																			
	61	Falscher Klebstoff																		■	
UV-Belichtung	62	Verschmutzte Klebestellen																			
	63	Falsche Klebstoffposition																		■	
	64	Belichtungszeit zu kurz																			
	65	Frühzeitiges Abbinden																			
	66	UV-Leiter nicht richtig ausgerichtet																			
	67	UV-Leiter geknickt																			

Tabelle A.17: Detailansicht der Fehlertypen, Feld K nach Abbildung A.6

		Wirkung ►	53	54	55	56	57	58	59	60	61	62	63	64	65	66	67
▼ Ursache																	
ID Zuführung																	
	53	Abweichung der Zuführposition															
	54	Vakuum Halterung nicht aktiviert	■														
	55	Verschmutzte Werkstückhalterung	■									■					
	56	180° Drehung des Bauteils															
ID Zusatzfunktionen																	
Klebstoffauftrag	57	Klebeverbindung nicht stabil															
	58	Klebstoffmenge zu hoch		■								■					
	59	Klebstoffmenge zu niedrig					■										
	60	Feuchtigkeit an Klebstoff					■										
	61	Falscher Klebstoff					■										
UV-Belichtung	62	Verschmutzte Klebestellen		■													
	63	Falsche Klebstoffposition					■										
	64	Belichtungszeit zu kurz					■										
	65	Frühzeitiges Abbinden					■										
	66	UV-Leiter nicht richtig ausgerichtet												■			
	67	UV-Leiter geknickt												■			

Tabelle A.18: Detailansicht der Fehlertypen, Feld L nach Abbildung A.6

A.1.4 Fehler Detektierbarkeit mit vorhandener Sensorik

Wirkung ► ▼ Ursache	Position- ierung Endeffek- toren	Sensor- systeme	Operator Umwelt Bauteil	Zuführung Zusatzmodule
Positionierung Endeffektoren	Feld 1			
Sensorsysteme Ebenenvermessung	Feld 2			
Sensorsysteme Bildverarbeitung	Feld 3			
Operator Umwelt Bauteil	Feld 4			
Zuführung Zusatzmodule	Feld 5			

Tabelle A.19: Detektierbare Fehlertypen mit bereits vorhandener Montagesensorik

	Basisgröße ▶ ▼ Fehler	Roboter					Stage Träger		Stage Diode		LS	BV	GR	RR	EK	OP
		Position in X	Position in Y	Position in Z	Winkel um Z	Temperatur	Winkel um X	Winkel um Y	Winkel um X	Winkel um Y	Ebenen det.	Kantendet.	Kraft in Z	Temperatur	Bauteillage	Kognitiv
ID Positionierung																
1	Abweichung der Endposition														■	
2	Offset-Fehler															
3	Achse schwingt															
4	Erhöhter Achsverschleiß	□	□	□	□		□	□	□	□		□				
5	Reglerabweichung															
ID Endeffektoren																
Vakuumgreifer	6 Bauteil nicht gegriffen															■
	7 Bauteil verschoben gegriffen														□	
	8 Verkippte Greiferebene															
	9 Ansaugkraft zu gering															
	10 Verunreinigter Greifer												□			□

Tabelle A.20: Detektierbare Fehlertypen mit bereits vorhandener Montagesensorik, Feld 1 nach Abbildung A.19; LS = Laserscanner; BV = Bildverarbeitung; GR = Greifer; RR = Reinraum; EK = Endkontrolle; OP = Operator

	Basisgröße ► ▼ Fehler	Roboter					Stage Träger		Stage Diode		LS	BV	GR	RR	EK	OP
		Position in X	Position in Y	Position in Z	Winkel um Z	Temperatur	Winkel um X	Winkel um Y	Winkel um X	Winkel um Y	Ebenen-det.	Kanten-det.	Kraft in Z	Temperatur	Bauteillage	Kognitiv
IPLS	ID Sensorensysteme															
	11 Fehlerhafter Wert ermittelt															
	12 Kein Wert ermittelt										■					■
	13 Verschobene Laserhalterung															
	14 Messachse schwingt															
	15 Messpunkt nicht im Messbereich															
	16 Laserstrahl streut															
	17 Signalrauschen															
	18 Abdeckglas verschmutzt															□
	19 Falscher Betriebsmodus										■					

Tabelle A.21: Detektierbare Fehlertypen mit bereits vorhandener Montagesensorik, Feld 2 nach Abbildung A.19; LS = Laserscanner; BV = Bildverarbeitung; GR = Greifer; RR = Reinraum; EK = Endkontrolle; OP = Operator

Basisgröße ► ▼ Fehler		Roboter					Stage Träger	Stage Diode	LS	BV	GR	RR	EK	OP		
		Position in X	Position in Y	Position in Z	Winkel um Z	Temperatur	Winkel um X	Winkel um Y	Winkel um X	Winkel um Y	Ebenenlage	Kantenlage	Kraft in Z	Temperatur	Bauteillage	Kognitiv
Bildverarbeitung	ID	Sensorsysteme														
	20	Fehlerhafter Wert ermittelt														■
	21	Kein Wert ermittelt									■					■
	22	Verschobene Kamerahalterung														
	23	Messachse schwingt														
	24	Messpunkt nicht im Messbereich														■
	25	Unterbelichtung														■
	26	Überbelichtung														■
	27	Reflexionen														■
	28	Speicherproblem														■
	29	Unschärfe														■
	30	Optische Verzerrung														□
	31	Bildrauschen														■
	32	Linse verschmutzt														□
	33	Falsche Kalibrierparameter														

Tabelle A.22: Detektierbare Fehlertypen mit bereits vorhandener Montagesensorik, Feld 3 nach Abbildung A.19; LS = Laserscanner; BV = Bildverarbeitung; GR = Greifer; RR = Reinraum; EK = Endkontrolle; OP = Operator

Basisgröße ▶ ▼ Fehler	Roboter					Stage Träger		Stage Diode		LS	BV	GR	RR	EK	OP
	Position in X	Position in Y	Position in Z	Winkel um Z	Temperatur	Winkel um X	Winkel um Y	Winkel um X	Winkel um Y	Ebenenlage	Kantenlage	Kraft in Z	Temperatur	Bauteillage	Kognitiv
ID Operator															
34	Operator stößt an System														□
35	Operator verunreinigt														□
36	Start falscher Montagefunktion														■
37	Operator vergisst Montageschritt														□
38	Zu hohe manuelle Krafteinwirkung														□
39	Operator lässt Bauteil fallen														■
40	Unachtsamkeit														□
ID Umwelt															
41	Mechanische Schwingungen														□
42	Temperatur-schwankungen												■		□
43	Partikeleinflüsse														
44	Luftfeuchtigkeits-schwankungen														□
45	Elektromagnetische Felder														
46	Wechselnde Lichteinflüsse										■				□
47	Intensive Luftbewegungen														■
ID Bauteil															
48	Maßabweichung										■	■			
49	Materialabweichung														□
50	Falsches Bauteil verbaut										□	□			□
51	Bauteil verunreinigt														□
52	Bauteil beschädigt														

Tabelle A.23: Detektierbare Fehlertypen mit bereits vorhandener Montagesensorik, Feld 4 nach Abbildung A.19; LS = Laserscanner; BV = Bildverarbeitung; GR = Greifer; RR = Reinraum; EK = Endkontrolle; OP = Operator

Basisgröße▶ ▼ Fehler	Roboter					Stage Träger		Stage Diode		LS	BV	GR	RR	EK	OP
	Position in X	Position in Y	Position in Z	Winkel um Z	Temperatur	Winkel um X	Winkel um Y	Winkel um X	Winkel um Y	Ebenenlage	Kantenlage	Kraft in Z	Temperatur	Bauteillege	Kognitiv
ID Zuführung															
53	Abweichung der Zuführposition									■	■				■
54	Vakuum Halterung nicht aktiviert														■
55	Verschmutzte Werkstückhalterung											□			□
56	180° Drehung des Bauteils														■
ID Zusatzfunktionen															
57	Klebeverbindung nicht stabil														
58	Klebstoffmenge zu hoch														□
59	Klebstoffmenge zu niedrig														□
60	Feuchtigkeit an Klebstoff														□
61	Falscher Klebstoff														□
62	Verschmutzte Klebestellen														□
63	Falsche Klebstoffposition														■
64	Belichtungszeit zu kurz														□
65	Frühzeitiges Abbinden														
66	UV-Leiter nicht richtig ausgerichtet														■
67	UV-Leiter geknickt														■

Tabelle A.24: Detektierbare Fehlertypen mit bereits vorhandener Montagesensorik, Feld 5 nach Abbildung A.19; LS = Laserscanner; BV = Bildverarbeitung; GR = Greifer; RR = Reinraum; EK = Endkontrolle; OP = Operator

A.1.5 Paarweiser Vergleich der Fehlertypen untereinander zur Erkennung von Entdeckungswahrscheinlichkeit

Es werden senkrechte Werte mit waagrechten Werten verglichen. In den Tabellen steht eine 2 für einen stärkeren Fehler als der Vergleichswert, eine 1 für einen gleichwertigen Fehler und eine 0 für keine Verknüpfung.

		Vergleich ▼ Fehler	1	6	12	19	20	21	24	25	26	27	28	29	31	36	39	42	46	47	48	53	54	56	63	66	67	Σ Feld	Σ Ges
		ID Positionierung																											
	1	Abweichung der Endposition		0	1	2	2	1	1	2	2	2	2	2	2	1	1	1	2	1	2	2	0	2	2	0	0	33	117
		ID Endeffektoren																											
	6	Bauteil nicht gegriffen	2		1	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	1	2	2	2	2	2	1	2	2	1	1	43	127
		ID Sensorsystem																											
IPS	12	Kein Wert ermittelt	1	1		2	2	1	1	2	2	2	2	2	2	1	0	1	2	2	2	2	1	2	2	1	1	37	121
	19	Falscher Betriebsmodus	0	0	0		2	0	0	0	0	0	1	1	1	0	1	1	1	1	2	2	0	2	1	0	0	16	100
	20	Fehlerhafter Wert ermittelt	0	0	0	0		0	0	0	0	0	1	1	1	1	0	1	1	1	2	2	0	1	1	0	0	13	97
	21	Kein Wert ermittelt	1	0	1	2	2		1	2	2	2	2	2	2	1	1	1	2	2	2	2	1	2	2	1	1	37	121
BV	24	Messpunkt nicht im Messbereich	1	0	1	2	2	1		2	2	2	2	2	2	0	2	2	2	1	2	2	1	2	2	1	1	37	121
	25	Unterbelichtung	0	0	0	2	2	0	0		1	1	2	2	1	1	0	2	2	1	2	2	0	2	2	1	1	27	111
	26	Überbelichtung	0	0	0	2	2	0	0	1		1	2	2	1	1	0	2	2	1	2	2	0	2	2	1	1	27	111
	27	Reflexionen	0	0	0	2	2	0	0	1	1		2	2	1	1	0	2	2	1	2	2	0	2	2	1	1	27	111
	28	Speicherproble m	0	0	0	1	1	0	0	0	0	0		1	1	0	0	1	1	0	1	1	0	1	1	0	0	10	94
	29	Unschärfe	0	0	0	1	1	0	0	0	0	0	1		1	1	0	2	2	1	2	2	0	2	1	0	0	17	101
	31	Bildrauschen	0	0	0	1	1	0	0	1	1	1	1	1		1	0	2	2	1	2	2	0	2	1	0	0	20	104

Tabelle A.25: Vergleich der Fehler untereinander und Zuordnung der Entdeckungswahrscheinlichkeit (nur eindeutig erkennbare Fehler), Feld 1

Vergleich ▼ Fehler		1	6	12	19	20	21	24	25	26	27	28	29	31	36	39	42	46	47	48	53	54	56	63	66	67	Σ Feld	Σ Ges	
ID	Operator																												
36	Start falscher Montagefunktion	1	0	1	1	1	1	0	1	1	1	2	1	1		0	2	2	1	2	2	0	2	2	1	1	27	111	
39	Operator lässt Bauteil fallen	1	1	2	2	2	1	2	2	2	2	2	2	2	2		2	2	1	2	2	2	2	2	2	2	44	128	
ID	Umwelt																												
42	Temperaturschwankungen	1	0	1	1	1	1	0	0	0	0	1	0	0	0		2	0	1	1	0	1	1	0	0	12	96		
46	Wechselnde Lichteinflüsse	0	0	0	1	1	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0		0	1	0	0	1	1	0	0	6	90		
47	Intensive Luftbewegungen	1	0	0	1	1	0	1	1	1	1	2	1	1	1	1	2	2		2	2	1	2	2	2	2	30	114	
ID	Bauteil																												
48	Maßabweichung	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	1	1	0		1	0	1	0	0	5	89		
ID	Zuführung																												
53	Abweichung der Zuführposition	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	1	2	0	1		0	1	0	0	6	90		
54	Vakuum Halterung nicht aktiviert	2	1	1	2	2	1	1	2	2	2	2	2	2	0	2	2	1	2	2		2	2	1	1	39	123		
56	180° Drehung des Bauteils	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	1	1	0	1	1	0		1	0	0	7	91	
ID	Zusatzfunktionen																												
63	Falsche Klebstoffposition	0	0	0	1	1	0	0	0	0	0	1	1	1	0	0	1	1	0	2	2	0	1		0	0	12	96	
66	UV-Leiter nicht richtig ausgerichtet	2	1	1	2	2	1	1	1	1	1	2	2	2	1	0	2	2	0	2	2	1	2	2		0	33	117	
67	UV-Leiter geknickt	2	1	1	2	2	1	1	1	1	1	2	2	2	1	0	2	2	0	2	2	1	2	2	2		35	119	

Tabelle A.26: Vergleich der Fehler untereinander und Zuordnung der Entdeckungswahrscheinlichkeit (nur eindeutig erkennbare Fehler), Feld 2

		Vergleich ▶ ▼ Fehler																										Σ Feld		Σ Ges						
				4	7	10	18	30	32	34	35	37	38	40	41	44	49	50	51	52	55	58	59	60	61	62	64									
ID				Positionierung																																
4		Erhöhter Achsverschleiß			1	1	1	0	0	0	0	0	1	1	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1	8	44								
ID				Endeffektoren																																
7		Bauteil verschoben gegriffen		1		1	1	2	1	1	1	1	1	1	1	1	1	0	1	0	1	0	1	0	0	1	19	55								
10		Verunreinigter Greifer		1	1		2	1	2	1	0	1	1	1	1	1	1	0	1	0	1	0	1	0	0	1	19	55								
ID				Sensorsystem																																
BV	IPLS	18		Abdeckglas verschmutzt		1	1	0		1	1	1	1	1	1	1	1	1	0	1	0	1	0	1	0	0	1	17	53							
		30		Optische Verzerrung		2	0	1	1		0	0	0	0	1	1	0	1	0	0	0	0	1	0	0	1	1	10	46							
		32		Linse verschmutzt		2	1	0	1	2		1	0	1	1	1	1	1	0	1	0	1	0	1	0	0	1	1	18	54						
ID				Operator																																
34		Operator stößt an System		2	1	1	1	2	1		2	2	2	2	2	2	1	1	2	1	1	1	2	2	1	1	34	70								
35		Operator verunreinigt		2	1	2	1	2	2	0		1	1	2	2	2	2	1	1	1	1	1	2	2	1	1	32	68								
37		Operator vergisst Montageschritt		2	1	1	1	2	1	0	1		1	1	2	1	1	0	1	1	1	0	1	1	1	1	23	59								
38		Zu hohe manuelle Krafteinwirkung		1	1	1	1	2	1	0	1	1		1	2	2	1	1	1	1	1	1	2	1	1	1	26	62								
40		Unachtsamkeit		1	1	1	1	1	1	0	0	1	1		1	0	0	1	1	1	0	1	1	1	1	1	18	54								
ID				Umwelt																																
41		Systemext. mechan. Schw.		2	1	1	1	1	1	0	0	0	0	1		1	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	1	11	47							
44		Luftfeuchtigkeits schwankungen		1	1	1	1	2	1	0	0	1	0	2	1		0	0	1	0	0	0	1	1	0	0	1	15	51							

Tabelle A.27: Vergleich der Fehler untereinander und Zuordnung der Entdeckungswahrscheinlichkeit (eingeschränkt erkennbare Fehler), Feld 1

	Vergleich ► ▼ Fehler	4	7	10	18	30	32	34	35	37	38	40	41	44	49	50	51	52	55	58	59	60	61	62	64	Σ Feld	Σ Ges
ID	Bauteil																										
49	Materialabweichungen	2	1	1	1	1	1	1	0	1	1	2	2	2	1	1	0	1	1	1	1	1	1	1	1	25	61
50	Falsches Bauteil verbaut	2	2	2	2	2	2	1	1	2	1	1	2	2	2	1	0	1	1	1	1	1	1	1	1	31	67
51	Bauteil verunreinigt	2	1	1	1	2	1	0	1	1	1	1	2	1	1	1	0	0	0	2	1	1	1	2	24	60	
52	Bauteil beschädigt	2	2	2	2	2	2	1	1	1	1	2	2	2	2	2	2	2	1	2	2	1	1	2	38	74	
ID	Zuführung																										
55	Verschmutzte Werkstückhalt.	2	1	1	1	2	1	1	1	1	1	2	2	2	1	1	2	0	1	2	2	1	1	2	31	67	
ID	Zusatzfunktionen																										
58	Klebstoffmenge zu hoch	2	2	2	2	2	2	1	1	2	1	1	2	2	1	1	2	1	1	2	1	1	1	1	34	70	
59	Klebstoffmenge zu niedrig	2	1	1	1	1	1	0	0	1	0	1	1	1	1	1	0	0	0	0	1	1	1	1	17	53	
60	Feuchtigkeit an Klebstoff	2	2	2	2	2	2	0	0	1	1	1	2	1	1	1	1	0	0	1	1	1	1	1	26	62	
61	Falscher Klebstoff	2	2	2	2	2	2	1	1	1	1	1	2	2	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	31	67	
62	Verschmutzte Klebestellen	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	2	2	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	25	61	
64	Belichtungszeit zu kurz	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	0	0	0	1	1	1	1	1	20	56	

Tabelle A.28: Vergleich der Fehler untereinander und Zuordnung der Entdeckungswahrscheinlichkeit (eingeschränkt erkennbare Fehler), Feld 2

A.1.6 Erweiterte Montagesensorik

Basisgröße▶ ▼ Fehler		R	ST	SD	LS	BV		G R	Reinraum			KD		EK					
		Mechan. Schw.	Motorströme	Bauteil vorhd.	Bauteil vorh.	Kanten oben	Ebenen Seite	Kanten Seite	Lichtintensität	Muster Flächen	Ansaugkraft	Luftfeuchtigkeit	Außentemp.	Partikelzahl	Elektr. Feld	Magn. Feld	Position Kleber	Menge Kleber	Stabilität Kleber
ID Positionierung																			
	1	Abweichung der Endposition					■	■											
	2	Offset-Fehler																	
	3	Achse schwingt	■	■															
	4	Erhöhter Achsverschleiß		■															
	5	Reglerabweichung																	
ID Endeffektoren																			
Vakuumgreifer	6	Bauteil nicht gegriffen			■														
	7	Bauteil verschoben gegriffen			□														
	8	Verkippte Greiferebene								■									
	9	Ansaugkraft zu gering								■									
	10	Verunreinigter Greifer																	

Tabelle A.29: Zuordnung Erweiterte Montagesensorik zu Fehlertypen, Feld 1

Basisgröße▶ ▼ Fehler		R		ST	SD	LS		BV		G	Reinraum			KD	EK				
		Mechan. Schw.	Motorströme	Bauteil vorh.	Bauteil vorh.	Kanten oben	Ebenen Seite	Kanten Seite	Lichtintensität	Muster Flächen	Ansaugkraft	Luftfeuchtigkeit	Außentemp.	Partikelzahl	Elektr. Feld	Magn. Feld	Position Kleber	Menge Kleber	Stabilität Kleber
ID	Sensorsysteme																		
11	Fehlerhafter Wert ermittelt																		
1	Kein Wert ermittelt																		
2																			
1	Verschobene Laserhalterung																		
3																			
1	Messachse schwingt	■	■																
4																			
1	Messpunkt nicht im Messbereich																		
5																			
1	Laserstrahl streut																		
6																			
1	Signalrauschen																		
7																			
1	Abdeckglas verschmutzt																		
8																			
1	Falscher Betriebsmodus																		
9																			

Tabelle A.30: Zuordnung Erweiterte Montagesensorik zu Fehlertypen, Feld 2

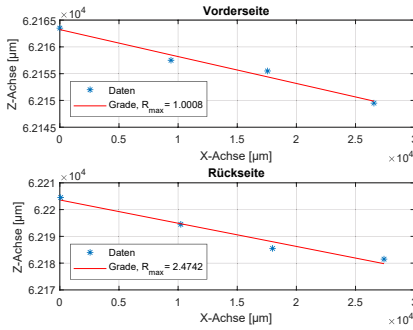
Basisgröße► ▼ Fehler		R		ST	SD	LS		BV		G R	Reinraum			KD		EK			
		Mechan. Schw.	Motorströme	Bauteil vorhd.	Bauteil vorh.	Kanten oben	Ebenen Seite	Kanten Seite	Lichtintensität	Muster Flächen	Ansaugkraft	Luftfeuchtigkeit	Außentemp.	Partikelzahl	Elektr. Feld	Magn. Feld	Position Kleber	Menge Kleber	Stabilität Kleber
Bildverarbeitung	ID	Sensorsysteme																	
	2 0	Fehlerhafter Wert ermittelt																	
	2 1	Kein Wert ermittelt																	
	2 2	Verschobene Kamerahalterung																	
	2 3	Messachse schwingt	■	■															
	2 4	Messpunkt nicht im Messbereich																	
	2 5	Unterbelichtung							■										
	2 6	Überbelichtung							■										
	2 7	Reflexionen							■										
	2 8	Speicherproblem																	
	2 9	Unschärfe																	
	3 0	Optische Verzerrung																	
	3 1	Bildrauschen																	
	3 2	Linse verschmutzt																	
	3 3	Falsche Kalibrierparameter							■										

Tabelle A.31: Zuordnung Erweiterte Montagesensorik zu Fehlertypen, Feld 3

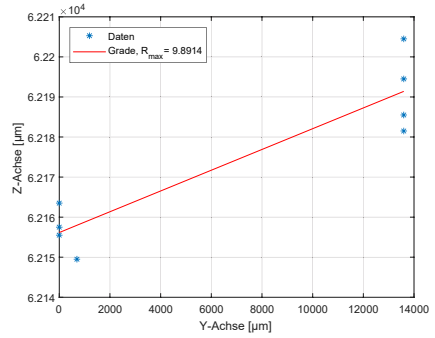
Basisgröße► ▼ Fehler	Fehlermatrix																	
	Mechan. Schw.	R	ST	SD	LS	BV	GR	Reinraum			KD			EK				
	Motorströme	Bauteil vorh.	Bauteil vorh.	Kanten oben	Ebenen Seite	Kanten Seite	Lichtintensität	Muster Flächen	Ansaugkraft	Luftfeuchtigkeit	Außentemp.	Partikelzahl	Elektr. Feld	Magn. Feld	Position Kleber	Menge Kleber	Stabilität Kleber	
ID Operator																		
3 Operator stößt an System	■																	
3 Operator verunreinigt																		
3 Start falscher Montagefunktion																		
3 Operator vergisst Montageschritt																		
3 Zu hohe manuelle Kräfteinwirkung																		
3 Operator lässt Bauteil fallen																		
4 Unachtsamkeit																		
0																		
ID Umwelt																		
4 Mechanische Schwingungen	■	■																
4 Temperaturschwankungen											□							
4 Partikeleinflüsse												■						
4 Luftfeuchtigkeits-schwankungen										■								
4 Elektromagnetische Felder													□	□				
4 Wechselnde Lichteinflüsse							■											
4 Intensive Luftbewegungen																		
7																		
ID Bauteil																		
4 Maßabweichung				■	■	■												
4 Materialabweichung																		
4 Falsches Bauteil verbaut				□	■	■												
5 Bauteil verunreinigt					□	□		□										
5 Bauteil beschädigt					□	□		□										
5																		
2																		

Tabelle A.32: Zuordnung Erweiterte Montagesensorik zu Fehlertypen, Feld 4

A.1.7 Vermessung eines beispielhaften Demonstrationskörpers

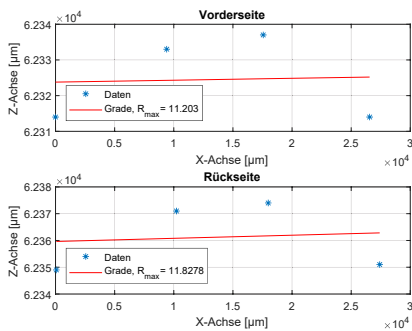


(a) Vermessung in X-Richtung

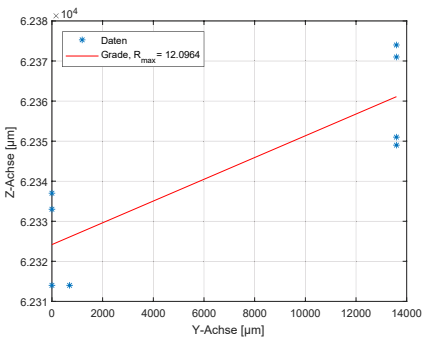


(b) Vermessung in Y-Richtung

Abbildung A.2: Auswertung der Laser Scan Vermessung - original Bauteil



(a) Vermessung in X-Richtung



(b) Vermessung in Y-Richtung

Abbildung A.3: Auswertung der Laser Scan Vermessung - Demonstrationskörper

A.2 Anhang zur Modellbildung

A.2.1 Algorithmen Grundlage

Listing A.1: Einfache Klassifizierung mit limit als Grenzwerte, i als Laufvariable

```
If(i<limit1 && i>limit2)
```

Listing A.2: Klassifizierung (2 Dimensional / Kreis) mit d Abstand zum Erwartungswert (xe, ye), (x,y) zu prüfender Punkt

```
d = Sqrt((x - xe)^2 + (y - ye)^2)
If(i<d && i>d)
```

Listing A.3: Zielwert Abgleich (target), i zu prüfender Punkt

```
limit_up = target + limit
limit_down = target - limit
If(i<limit_up && i>limit_down)
```

Listing A.4: Lokales Maximum mit w als Werte-Vektor, step als Schrittweite

```
limit = mean(w)+std(w)
for j = 2:(length(w)-1)
    if (w(j) > w(j-1)) && (w(j) > w(j+1)) && (w(j) > limit)
        if (w(j) > w(j-step)) && (w(j) > w(j+step)) && (w(j) > limit)
            pks(i,c) = w(j);
            c = c + 1;
        end
    end
end
```

Listing A.5: Trendfindung mit m als Steigung, polyfit als Graden-Approximation

```
for i = 1:step:end
    yp1 = polyfit(trend_raum_temp(i:i+step,2),trend_raum_temp(i:i+step,1),1);
    m{c,1} = yp1(1,1);
    m{c,2} = yp1(1,2);
    c = c + 1;
    If(abs(m{c,1}-m{c,1})<limit)
end
```

Listing A.6: FFT mit m, n als Länge, y als FFT-Antwort, f als Frequenzbereich

```
m = length(signal);
n = pow2(nextpow2(m));
y = fft(signal,n);
f = (0:n-1)*(fs/n); % Frequency range
power = y.*conj(y)/n; % Power of the DFT
plot(f,power)
```

Listing A.7: Berechnen eines Median-Bildes um sicherzustellen, dass gefundene Kanten nicht durch Bildrauschen entstehen

```
median_image(Image : ImageMedian : 'square', radius, 'gray_value')
edges_sub_pix(Image : Edges : 'Deriche2', Alpha, Low, High)
edges_sub_pix(ImageMedian : EdgesMedian : 'lanser2', Alpha, Low, High)
sort_contours_xld(Edges : SortedEdges : 'upper_left', 'true', 'Row')
sort_contours_xld(EdgesMedian : SortedEdgesMedian : 'upper_left', 'true', 'Row')
test_equal_obj(SortedEdges, SortedEdgesMedian : : IsEqual)
```


Listing A.8: Berechnen des Abstandes der tatsächlichen Kontur zu einer approximierten Grade, die aus den gefunden Konturpunkten resultiert

```
edges_sub_pix (Image, Edges, 'deriche1', Alpha, Low, High ) % Kantenfindung
select_contours_xld (Edges, SelectedContours, 'direction', rad(Winkelabweichung),
    rad(Winkelabweichung), -0.5, 0.5) % Auswahl nur der Konturen in richtiger
    Winkellage
fit_line_contour_xld(SelectedContours, 'tukey', -1, 0, 5, 2, RowBegin, ColBegin,
    RowEnd, ColEnd, Nr, Nc, Dist) %Approximierte XLD-Konturen nach
    Liniensegmenten.
select_lines_longest(RowBegin, ColBegin, RowEnd, ColEnd, 1, RB, CB, RE, CE) %
    Auswahl der längsten Linie als Basis für die Kanten Extraktion
distance_lc (SelectedContours, RB, CB, RE, CE, DistanceMin, DistanceMax) %
    Berechnung des Abstandes der gewählten (längsten) Kante und den
    tatsächlichen Kontursegmenten
```

Listing A.9: Berechnen des Grauwertehistogramm und Bildsubtraktion

```
gray_histo(Regions, Image, AbsoluteHisto, RelativeHisto)
sub_image(ImageMinuend, ImageSubtrahend, ImageSub, 1, 128)
```

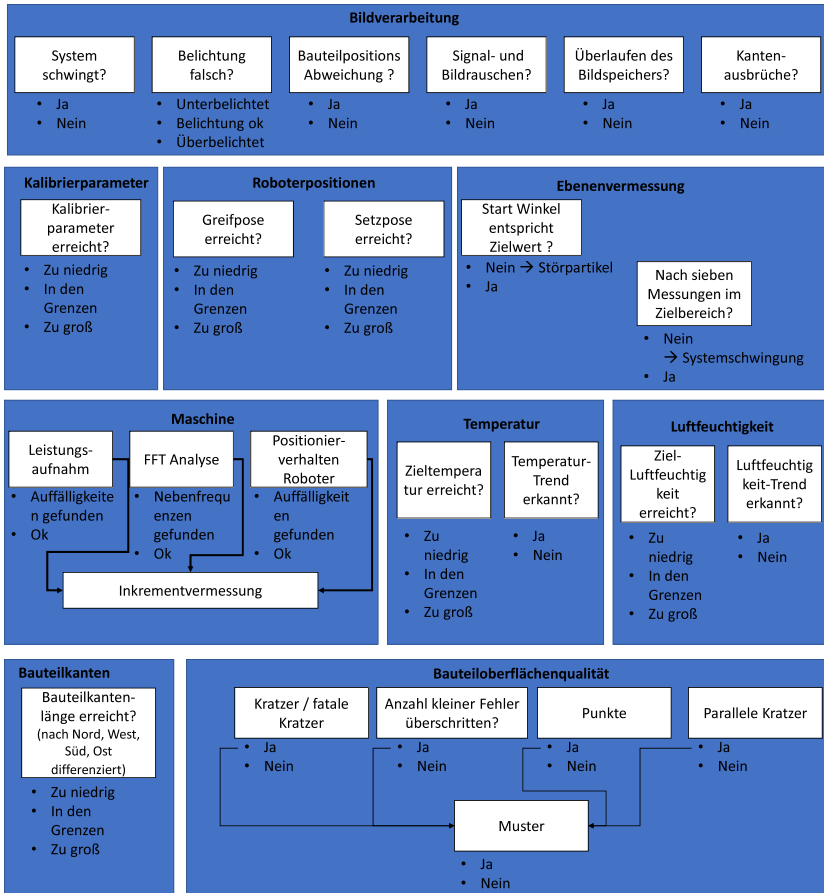


Abbildung A.4: Ablaufdiagramme aufgebauter Submodule

A.2.2 Modellbildung ausgewählter Teilmodule: Prozess

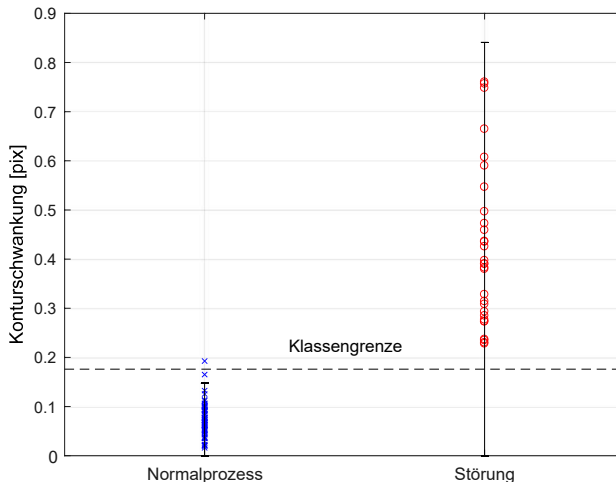


Abbildung A.5: Konturabweichung der Bauteilkontur bei Kantenausbrüchen (3σ)

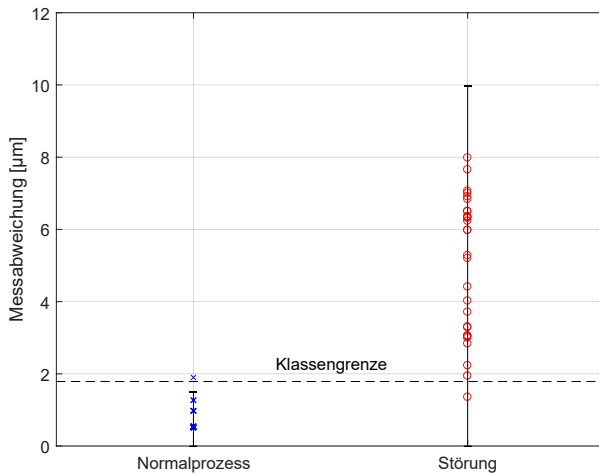


Abbildung A.6: Messabweichung eines unter Schwingungen gemessenen Punktes mit Fehlerbalken (3σ)

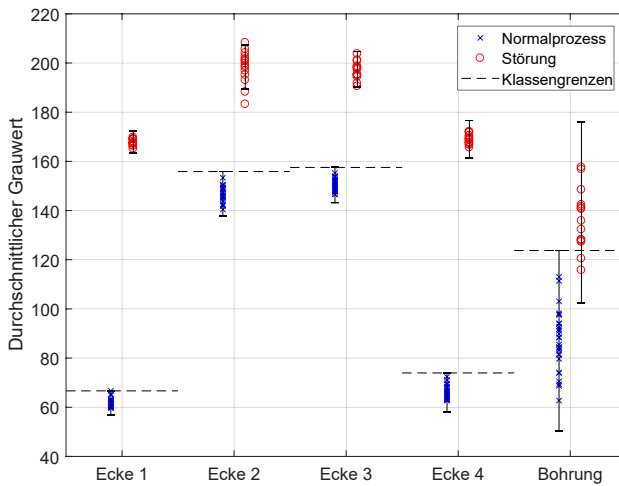


Abbildung A.7: Durchschnittlicher Grauwert der Kameraaufnahme bei Überbelichtung (3σ)

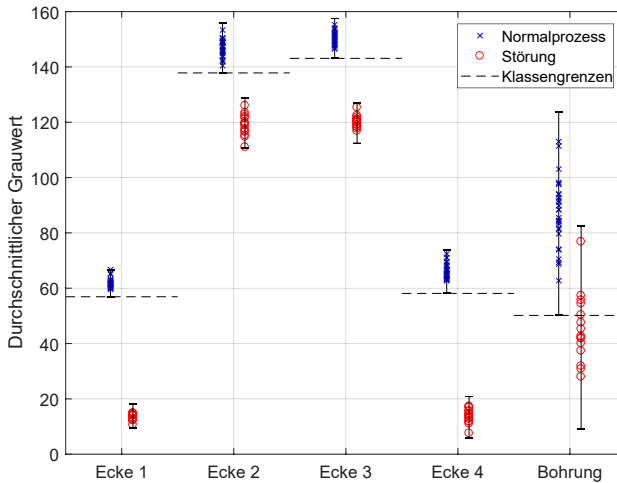


Abbildung A.8: Durchschnittlicher Grauwert der Kameraaufnahme bei Unterbelichtung (3σ)

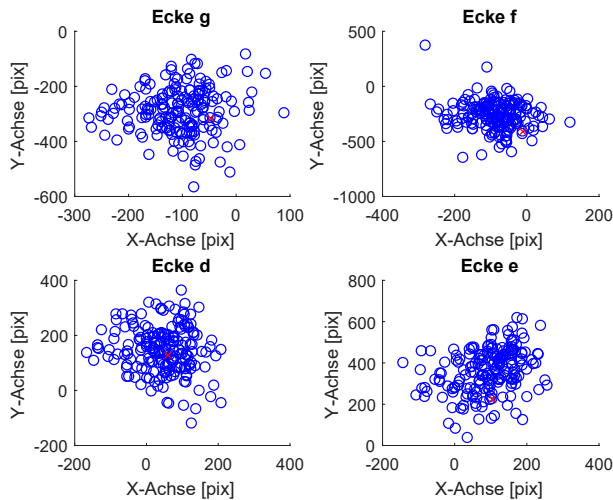


Abbildung A.9: Bildverarbeitungsauswertung eines Beispielbauteils markiert mit einem roten „X“

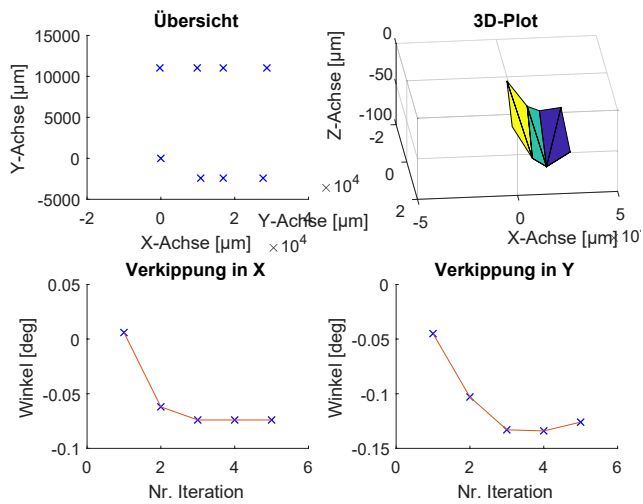


Abbildung A.10: Ebenenvermessungsauswertung eines Beispielbauteils

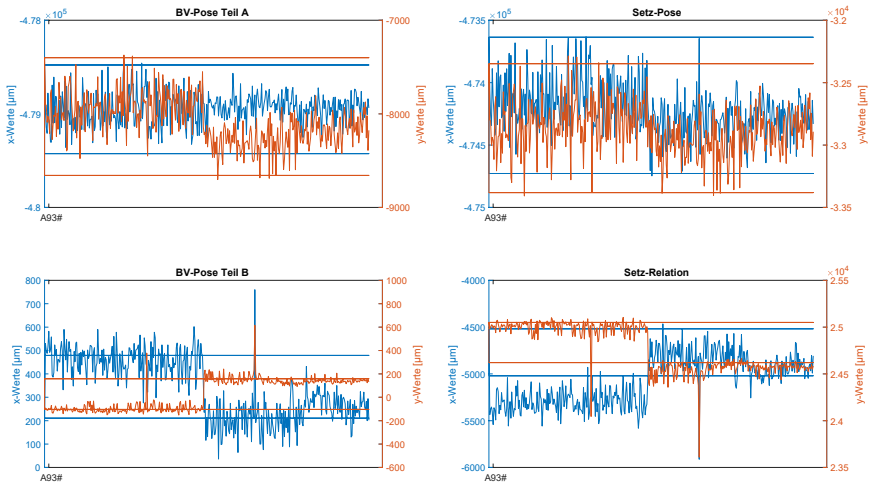


Abbildung A.11: Greif- und Setz-Positionen mit Bezug zu den Bildverarbeitungspositionen; links ist die Position die vor dem Greifen durch die Bildverarbeitung ermittelt wurde dargestellt. Rechts die vermutete Absetzposition. Darunter findet sich die Setz-Relation, dass die Differenz der Greif- und der Setzposition relativ zueinander darstellt.

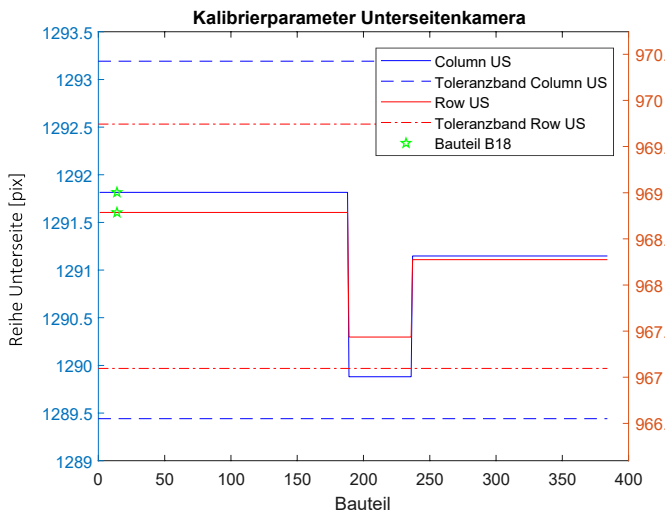
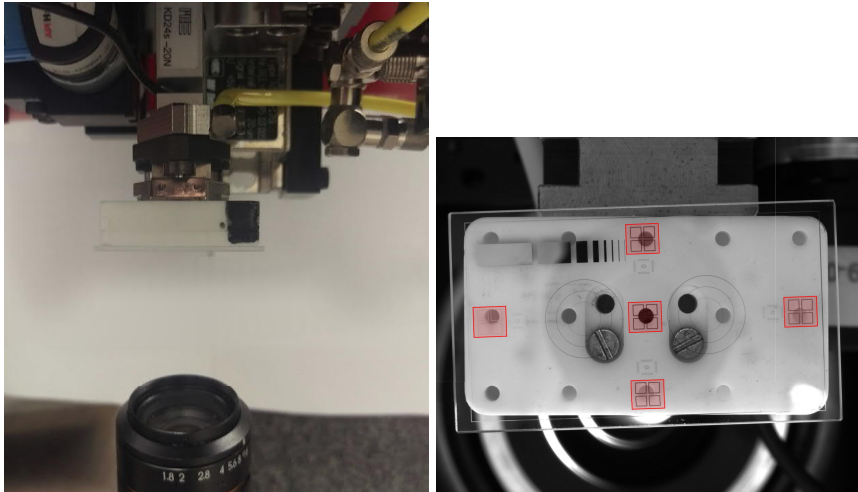


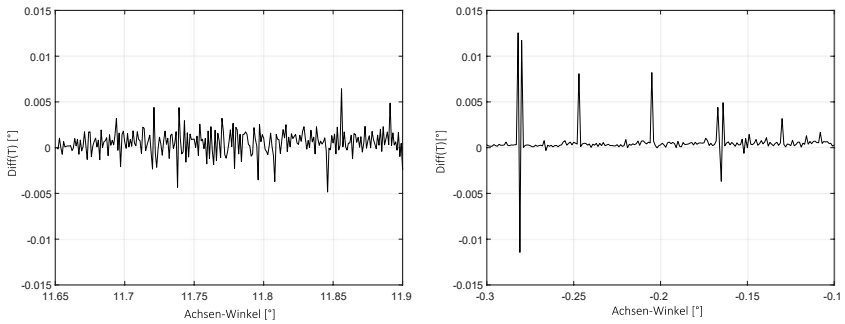
Abbildung A.12: Kalibrierparameter des ersten Fertigungsdatensatzes ein Teil A auf ein Teil B

A.2.3 Modellbildung ausgewählter Teilmodule: Achsenverschleiß



(a) Versuchsaufbau zur Roboterkoordinaten zu Bildverarbeitungsvermessung (b) Bild das dem Roboter zur Auswertung der Achsenbewegung dient, rot markiert sind die Geometrien zur Auswertung

Abbildung A.13: Versuchsaufbau Roboterachsen Vermessung, sowie Roboterbild zur Auswertung



(a) Vermessener Achsbereich ohne Auffälligkeiten (b) Vermessener Achsbereich mit Auffälligkeiten

Abbildung A.14: Vergleich verschiedener Achsenbereiche

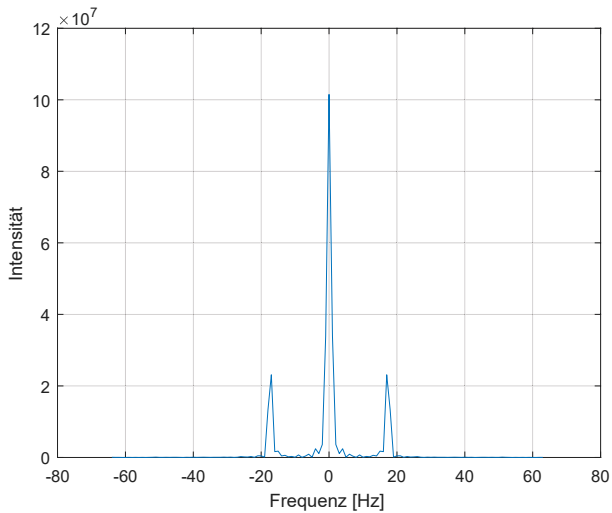


Abbildung A.15: Bestimmung der FFT des Roboters vor Achsenwartung, mit Achsenschwingungen in der Z-Achse

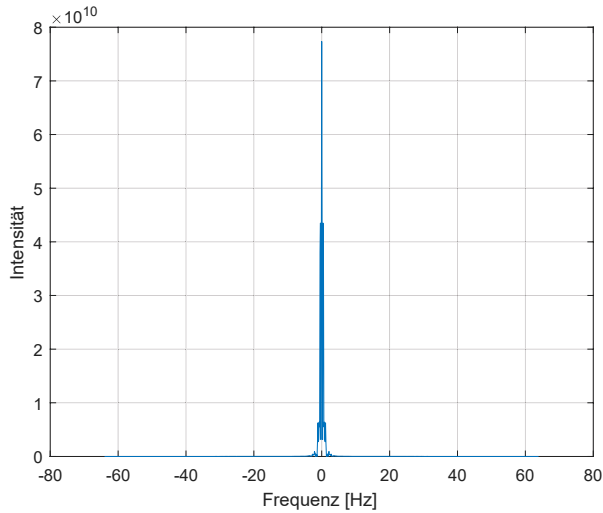
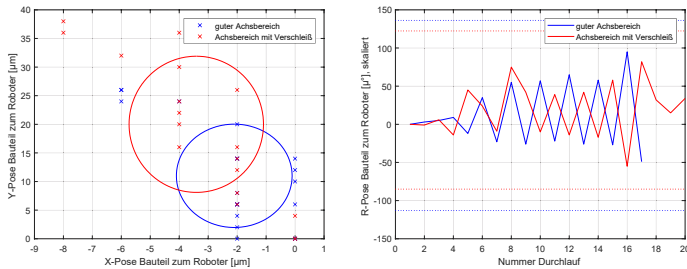


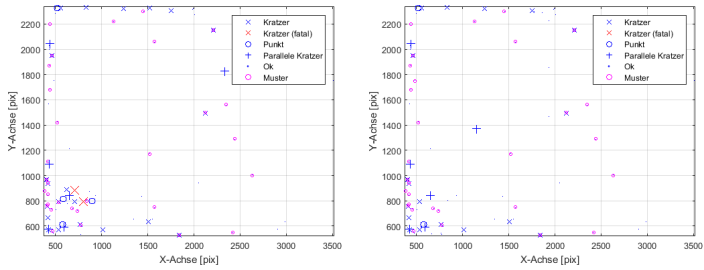
Abbildung A.16: Bestimmung der FFT des Roboters nach Behebung der Schwingungen in der Z-Achse



(a) Messungen für die X- und Y-Achse (1 σ Umgebung) (b) Messungen für die Dreh-Achse (1 σ Umgebung)

Abbildung A.17: Ergebnisse der Montage-Wiederholgenauigkeit des Roboters Sysmelec in einem verschlissenen Achsbereich (häufiger genutzter Achsbereich) und einem weniger verschlissenen Achsbereich

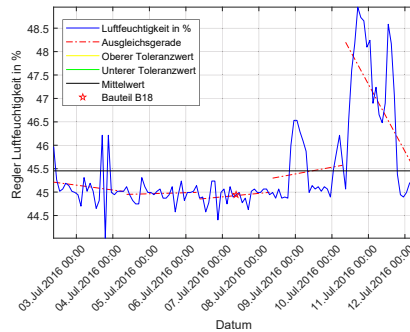
A.2.4 Modellbildung ausgewählter Teilmodule: Produkt



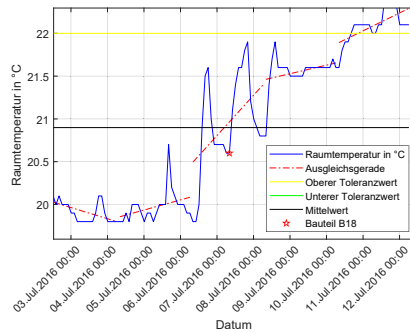
(a) Analyse der Eingangskontrolle Bauteil 33 (b) Analyse der Eingangskontrolle Bauteil 34

Abbildung A.18: Vergleich der Eingangskontrollenauswertung im Bezug auf Schäden mit musterhaftem Verhalten

A.2.5 Modellbildung ausgewählter Teilmodule: Umgebung



(a) Luftfeuchtigkeit des Reinraumes für Bauteil B18



(b) Temperatur des Reinraumes für Bauteil B18

Abbildung A.19: Darstellung der Klimatischen Parameter des Reinraumes während der Fertigung von Bauteil B18 (markiert durch Stern); zu sehen sind zudem Trendlinien, die für die Erkennung starker Parameterschwankungen genutzt werden

A.3 Anhang zur Erstellung von Fehlerverknüpfungen und Störungsvorhersagen

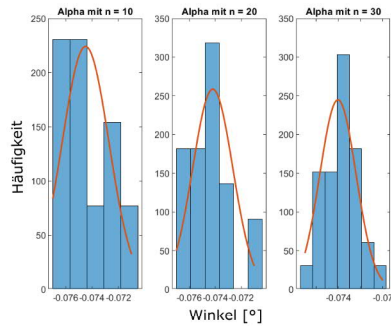


Abbildung A.20: Veränderung der Verteilung eines ausgewählten Prozessparameters bei abnehmender Versuchsanzahl

A.3 Anhang zur Erstellung von Fehlerverknüpfungen und Störungsvorhersagen

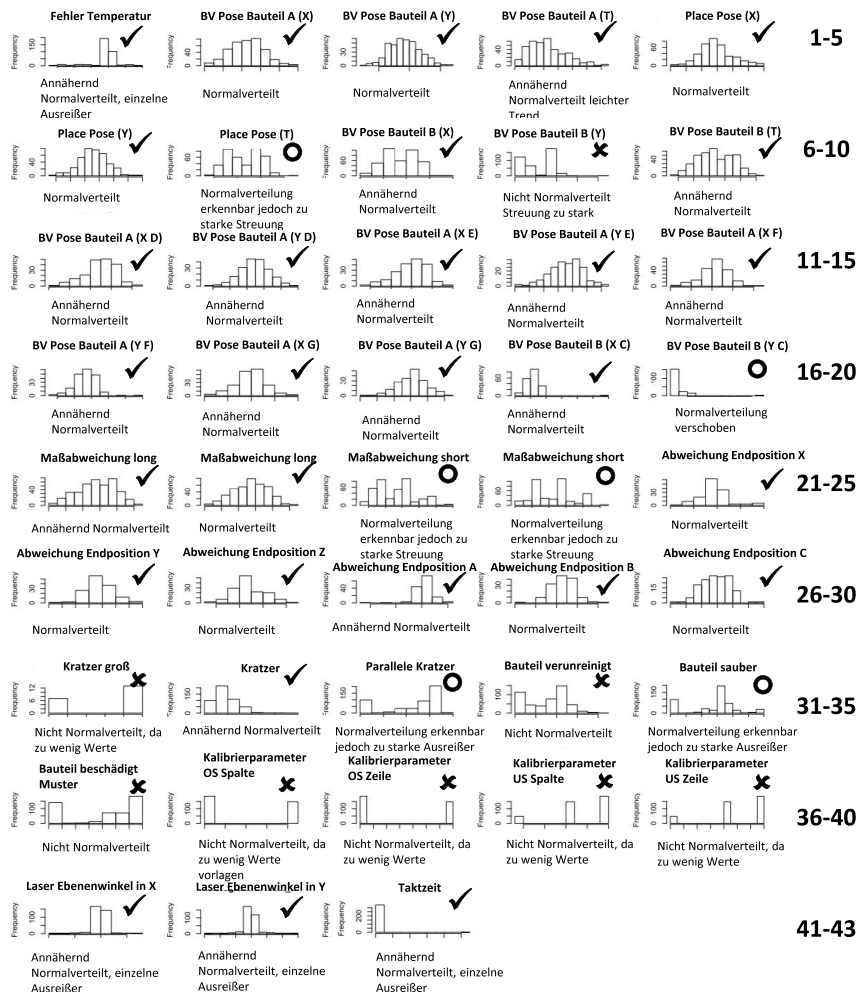


Abbildung A.21: Verteilung der beteiligten Prozessparameter, sowie Prüfung auf Normalverteilung; die Parameter ID findet sich im rechten Bildbereich; eine Korrelationsanalyse dieser Parameter findet sich in [Abbildung 5.29](#)

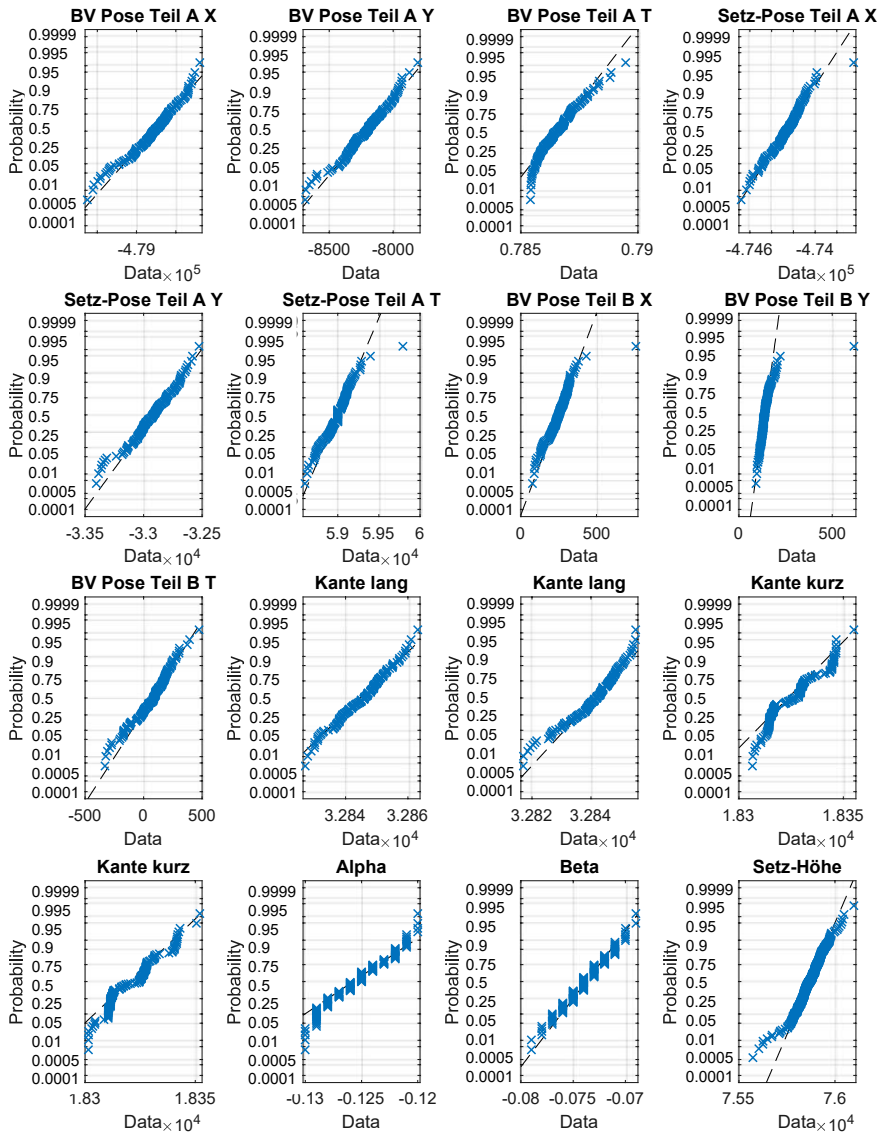


Abbildung A.22: Verteilung der wichtigsten Prozessparameter, sowie Prüfung auf Normalverteilung mit der Hilfe eines Probability-Plots

A.3 Anhang zur Erstellung von Fehlerverknüpfungen und Störungsvorhersagen

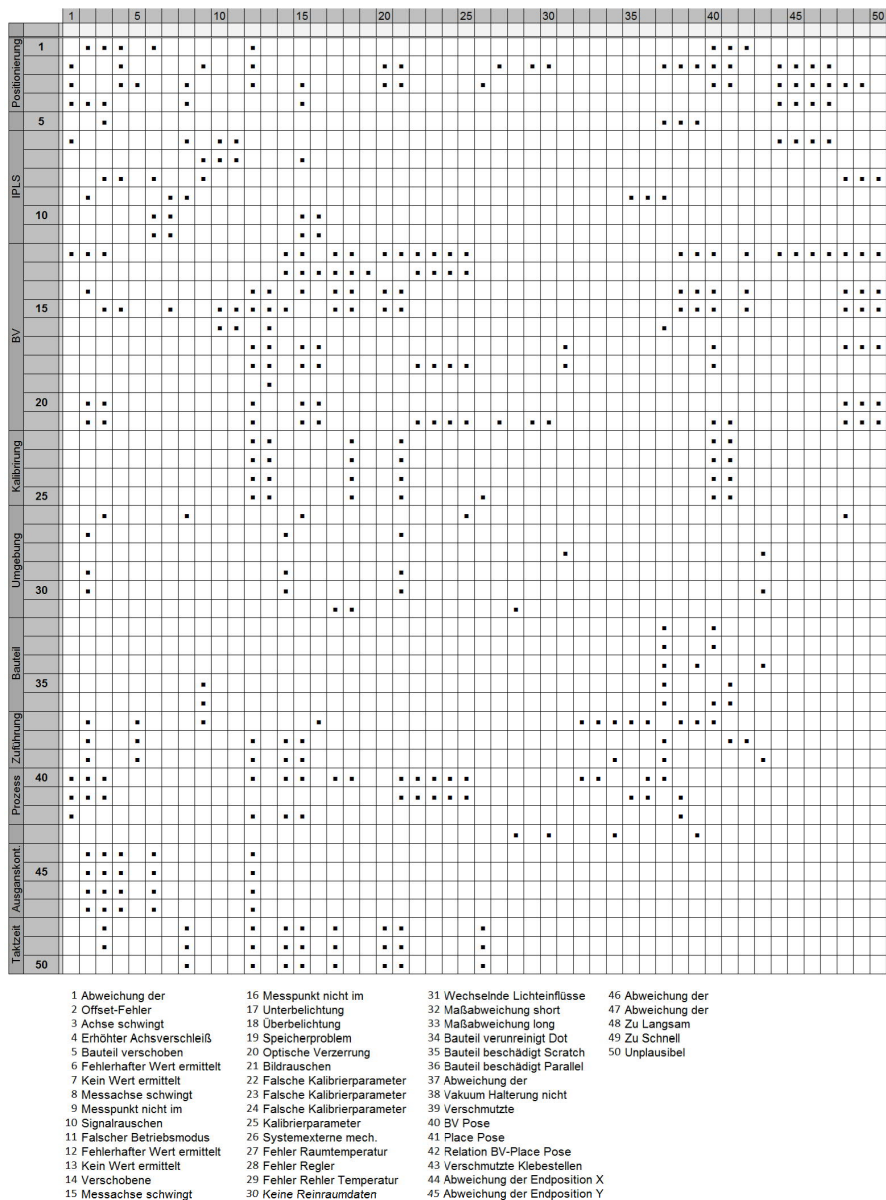


Abbildung A.23: Angepasste Korrelationsmatrix; erstellt aus den Matrizen A.7 bis A.18 jedoch unabhängig von der Werkrichtung der Fehler

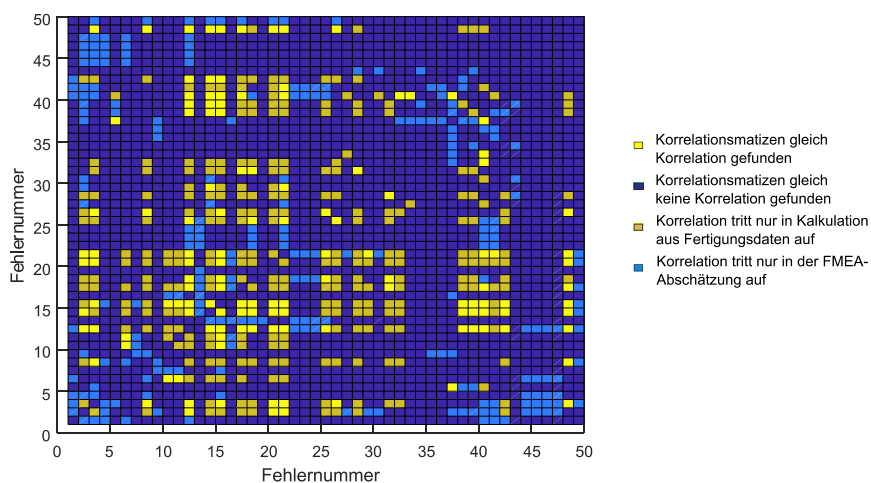


Abbildung A.25: Vergleichende Korrelationsmatrix, Unterschiede und Übereinstimmungen werden dargestellt. Fehler ID kann der Liste in [Abbildung A.23](#) entnommen werden

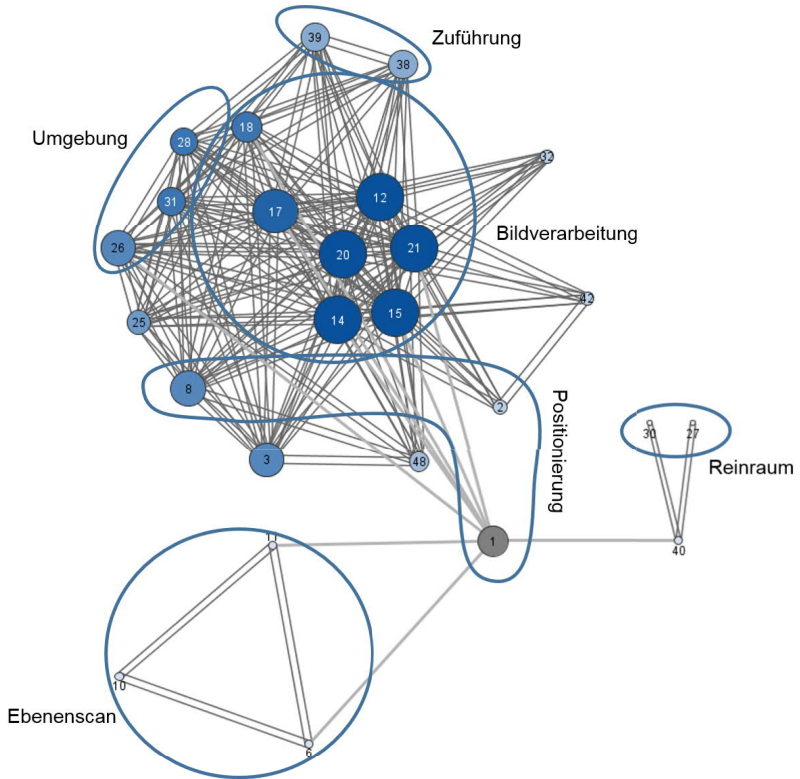


Abbildung A.26: Netzwerkgrafik der ermittelten Fehlerzusammenhänge. Fehler ID kann der Liste in Abbildung A.23 entnommen werden

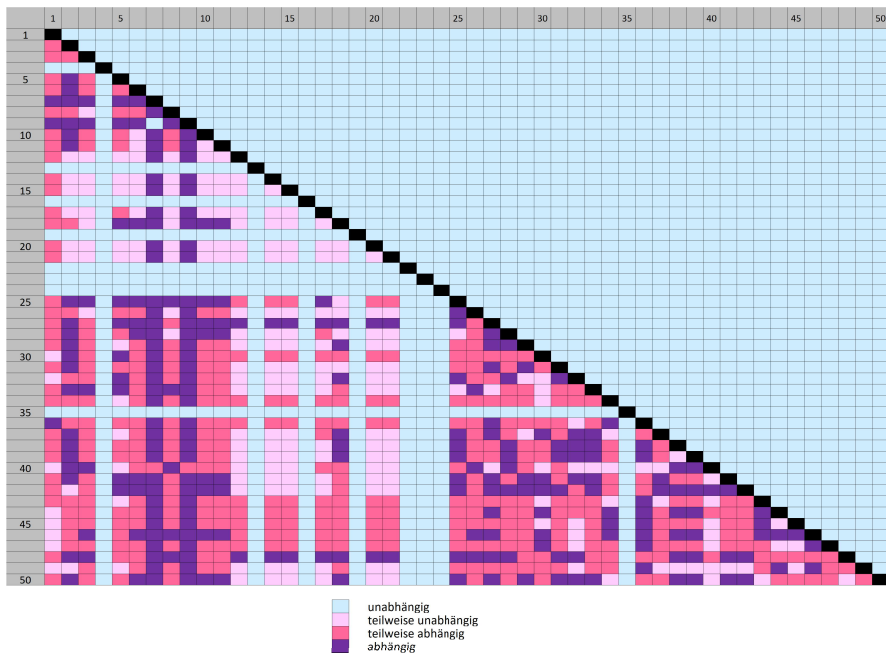


Abbildung A.27: Darstellung zur Untersuchung der Parameter Abhängigkeiten innerhalb der aus Versuchsdaten erzeugten Korrelationsmatrix, mit Hilfe des Korrelationskoeffizient. Fehler ID kann der Liste in [Abbildung A.23](#) entnommen werden

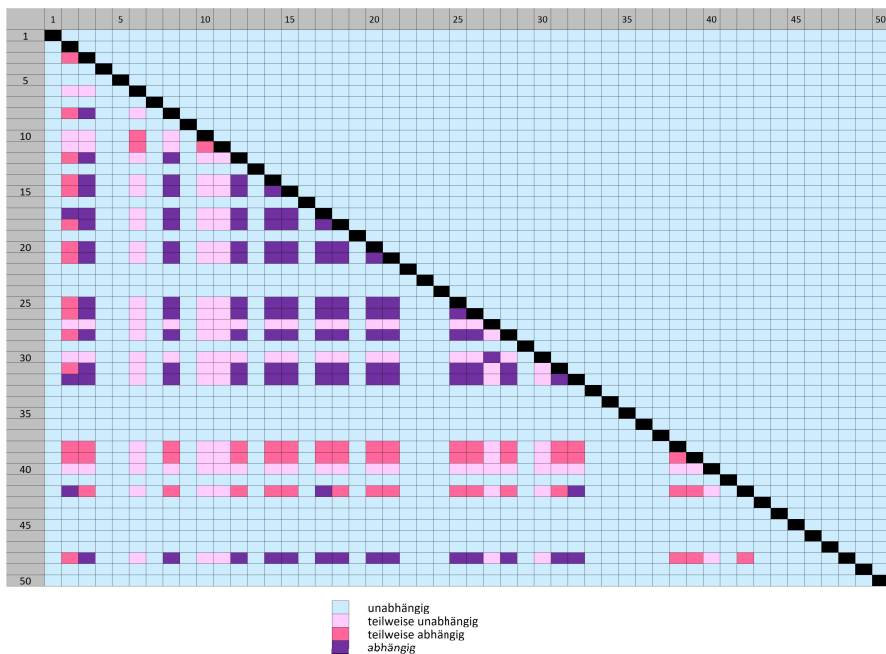


Abbildung A.28: Darstellung zur Untersuchung der Parameter Abhängigkeiten innerhalb der aus Versuchsdaten erzeugten Korrelationsmatrix, mit Hilfe des Rangkorrelationskoeffizienten. Fehler ID kann der Liste in [Abbildung A.23](#) entnommen werden

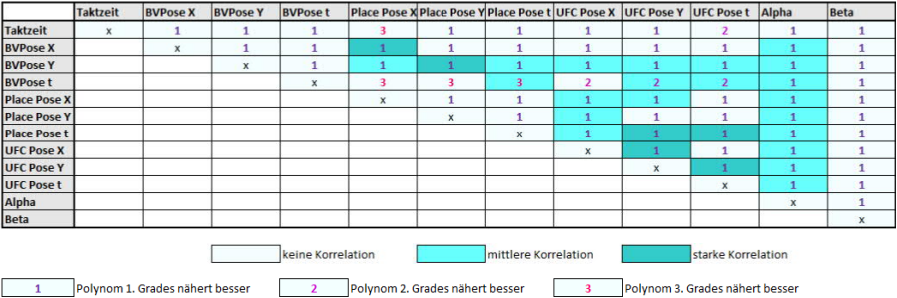


Abbildung A.29: Darstellung des Polynomgrades der korrelierten Parameter sowie überlagerte Darstellung des Korrelationsgrades. Basierend auf dem mittleren Fehler des Fittings wurde die Auswahl des Polynomgrades getroffen

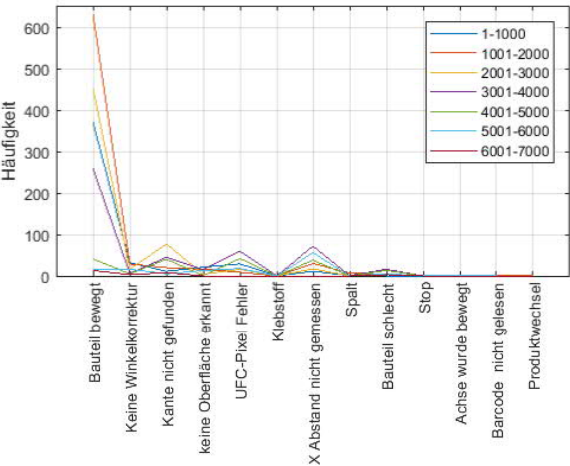


Abbildung A.30: Fehlerhäufigkeiten eines übertragenen Fertigungsprozesses im industriellen Umfeld; die Angaben in der Legende geben dabei die Bauteilnummern an

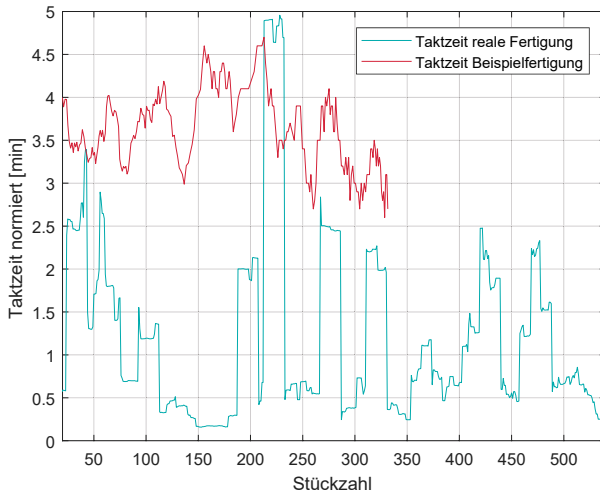
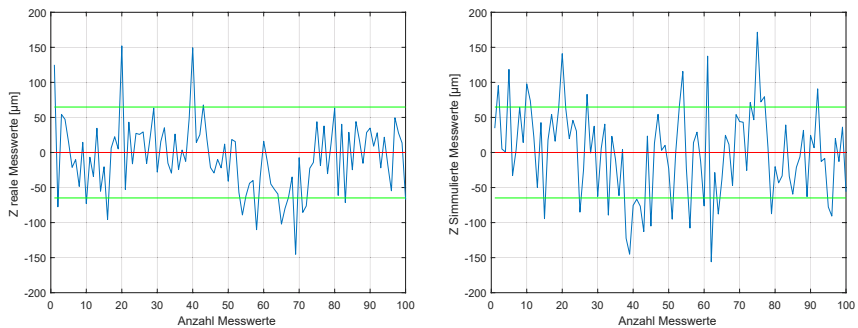


Abbildung A.31: Vergleich der skalierten Taktzeiten des Beispielprozesses sowie des Prozesses im realen Fertigungsumfeld (Vergleichsanlage); die Taktzeiten sind geglättet



(a) Reale Messwerte für den Ebenenscan Prozess; Mittler Z-Position

(b) Simulierte Messwerte für den Ebenenscan Prozess; Mittler Z-Position

Abbildung A.32: Vergleichende Darstellung von Realen Messwerten zu Monte-Carlo-Abschätzung; dargestellte Grenzen entsprechen 3σ

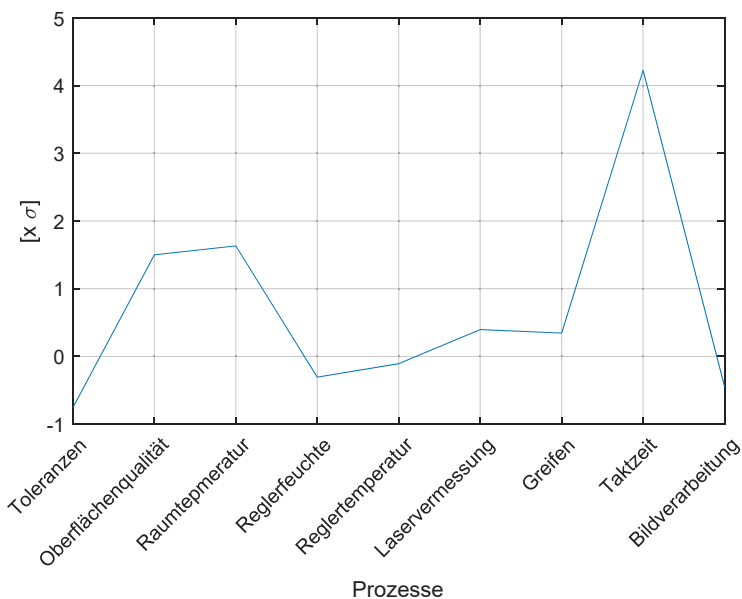


Abbildung A.33: Aufgetragenen Montageungenauigkeit bezogen auf Standardnormalverteilung der Einzel-Prozesse

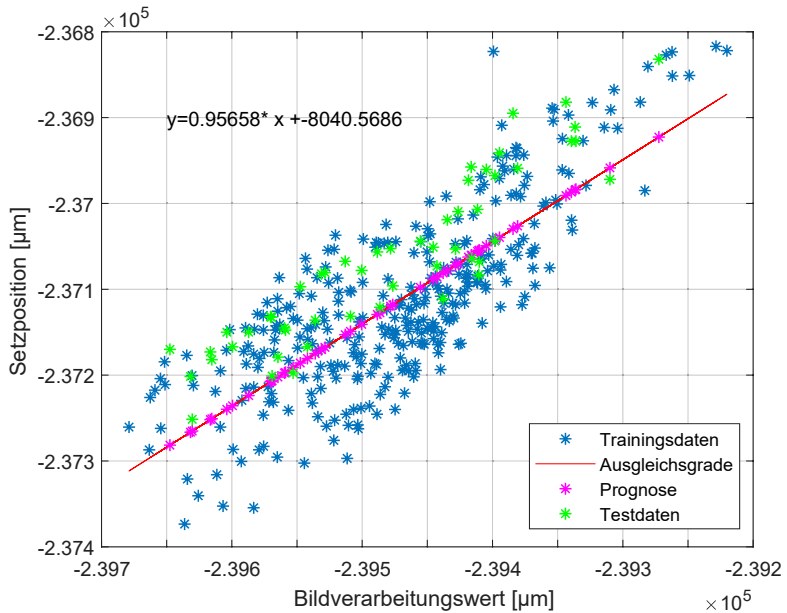


Abbildung A.34: Regressionsanalyse für die Abhängigkeit der Bildverarbeitungsposition in X-Richtung zur Setzposition des Bauteils in X-Richtung. Darstellung der Trainingsdaten sowie Testdaten und der zugehörigen Regressionsgraden

Abkürzungsverzeichnis

ACC	Erkennungsrate (Accuracy ACC)
CPS	Cyber-physischer Systeme; bezeichnet den Verbund informatischer, softwaretechnischer Komponenten mit mechanischen und elektronischen Teilen, die über eine Dateninfrastruktur kommunizieren
CRISP-DM-Modell	CRISP-DM-Modell; Cross Industry Standard Process for Data Mining; Referenzmodell für die Datenanalyse
Data Warehouse .	Datenlager, stellt verarbeitet Daten zur Verfügung, bildet eine Datenbank
DBMS	Database management System, Datenbankverwaltungssystem
FFT	Fast Fourier Transformation; schnelle Fourier Transformation
FMEA	Fehler-Möglichkeiten-Einfluss-Analyse (Failure Mode and Effects Analysis) zur Aufdeckung von möglichen Prozessfehlern
IoT	Internet of Things, Internet der Dinge, Vernetzung von Gegenständen
KDD	Knowledge Discovery in Databases; Wissensgenerierung anhand von Datenbanken
OLAP	Online Analytical Processing, Echtzeitfähige Analyse
RPZ	Risiko-Prioritäts-Zahl zur Berechnung des Prozesseinflusses; Produkt aus Fehlerhäufigkeit, Entdeckungswahrscheinlichkeit und Fehlerbedeutung
SEMMA	SEMMA-Modell; Sample, Explore, Modify, Model and Assess; Beispiele, Erforschen, Modifizieren, Modellieren und Beurteilen
WGP	Wissenschaftliche Gesellschaft für Produktionstechnik

Symbolverzeichnis

$B(f)$	Bedeutung des Fehlers f
D_n	Testvariable
$E(f)$	Entdeckungswahrscheinlichkeit des Fehlers f
$F(F_H)$	Fehler der Fehlerebene zwei
F_0	errechneter Wert der F-Verteilung
F_H	Hauptfehler
$F_r(r)$	hypothetische Verteilungsfunktion
G_0G_4	Gewichtungsfaktor des Fehlers
$H(f)$	Häufigkeit des Fehlerauftretens f
P	Wahrscheinlichkeit für ein Ereignis
R_S	Rangkorrelationskoeffizient
S	Varianz der Stichproben
T_0	errechneter Wert der T-Verteilung
T_i	Montagekomponente Toleranz
X_i	Abmaße der Montagekomponente
α	Montagewinkel um Y-Achse
α_s	Signifikanzniveau
β	Montagewinkel um X-Achse
γ	Montagewinkel um Z-Achse
\mathbf{P}_i	Simulierte Positionen des Roboters
$\mathbf{P}_{i,m}$	gemessene Montageposition
$\mathbf{P}_{i,p}$	erwartete Montageposition
\bar{x}	Mittelwert
σ	Standardnormalverteilung
$\tilde{F}_r(r)$	empirische Verteilungsfunktion
\underline{Dtk}	Detektionsmatrix
\underline{Adj}	Adjazenzmatrix
c	kritischer Vergleichswert aus Signifikanzniveau ermittelt
dU	vorhergesagte Montage Genauigkeit
dU_T	Montage Genauigkeit getestet
f	einzelner Fehler
$f(x)$	Funktion von x
ijl	Index
n	Größe des Datensatzes; Anzahl der Freiheitsgrade
r	Merkmal
r_{xy}	Korrelationskoeffizient nach Bravais und Pearson für die Variablen x und y
s_x	empirische Standardabweichung
$u(\sigma)$	Ungenauigkeit von Objekt
x	Kartesische Koordinate in x

y	Kartesische Koordinate in y
z	Kartesische Koordinate in z

Indices

I	Idealprozess
IS	Idealprozess mit enthaltener Störung
R	Realprozess ohne Störungsmerkmale
RS	Realprozess mit summierter Störung

Literaturverzeichnis

- [1] A. Acker. *Anwendungspotential von Telepräsenz- und Teleaktionssystemen für die Präzisionsmontage*. München, 2011.
- [2] R. Ahmad, S. Kamaruddin, I. Azid, and I. Almanar, editors. *Maintenance management decision model for preventive maintenance strategy on production equipment*. Journal of Industrial Engineering International 7(13) (2011) and Springer International Publishing, 2011.
- [3] P. Alpar and J. Niedereichholz. *Data Mining im praktischen Einsatz: Verfahren und Anwendungsfälle für Marketing, Vertrieb, Controlling und Kundenunterstützung*. Business Computing. Vieweg+Teubner Verlag, Wiesbaden, 2000.
- [4] P. Andlinger and M. Gelbmann. *Alternative zu klassischen Datenbanken. Computerwelt, CW Fachverlag GmbH, Wien*, 2012.
- [5] K. Ashton. *That 'Internt of Things' Thing*, 1999.
- [6] A. Azevedo and M. Filipe Santos. *KDD, SEMMA and CRISP-DM: A parallel overview*, Madrid, 2008.
- [7] K. Backhaus, B. Erichson, W. Plinke, and R. Weiber. *Multivariate Analysemethoden: Eine anwendungsorientierte Einführung*. Springer Gabler, Berlin and Heidelberg, 14. edition, 2016.
- [8] U. Bankhofer and J. Vogel. *Datenanalyse und Statistik: Eine Einführung für Ökonomen im Bachelor*. Betriebswirtschaftlicher Verlag Dr. Th. Gabler / GWV Fachverlage GmbH Wiesbaden, Wiesbaden, 2008.
- [9] T. Bauernhansl, M. Hompel, and B. Vogel-Heuser, editors. *Industrie 4.0 in Produktion, Automatisierung und Logistik: Anwendung, Technologien, Migration*. Springer Vieweg, Wiesbaden, 2014.
- [10] Bauernhansl T., Krüger J., G. Reinhart, and G. Schuh. *Wgp-Standpunkt Industrie 4.0: Wissenschaftliche Gesellschaft für Produktionstechnik Wgp e. v.* 2016.
- [11] J. Beringer. *Online-Data-Mining auf Datenströmen: Methoden zur Clusteranalyse und Klassifikation*. Otto-von-Guericke-Universität, Magdeburg, 2008.

- [12] M. Berndt. *Photogrammetrischer 3D-Bildsensor für die automatisierte Mikromontage: Zugl.: Braunschweig, Techn. Univ., Diss., 2007*, volume 3 of *Schriftenreihe des Instituts für Produktionsmesstechnik*. Shaker, Aachen, 2007.
- [13] O. Beucher. *Wahrscheinlichkeitsrechnung und Statistik mit MATLAB: Anwendungsorientierte Einführung für Ingenieure und Naturwissenschaftler*. Springer, Berlin and Heidelberg and New York, 2007.
- [14] Bitkom e.V. *Spionage, Sabotage und Datendiebstahl – Wirtschaftsschutz in der Industrie: Studienbericht*, 2015.
- [15] Bitkom e.V. *Spionage, Sabotage und Datendiebstahl – Wirtschaftsschutz in der Industrie: Studienbericht*, 2016.
- [16] C. Borgelt. *Einführung in Datenanalyse und Data Mining mit intelligenten Technologien: Otto-von-Guericke-Universität Magdeburg*, 1997.
- [17] R. T. Borlinghaus. *The White Confocal*. Springer International Publishing, Cham, 2017.
- [18] J. R. Bradley and H. H. Guerrero. An Alternative FMEA Method for Simple and Accurate Ranking of Failure Modes. *Decision Sciences, Williamsburg*, 42(3):743–771, 2011.
- [19] E. Brynjolfsson, L. Hitt, and H. H. Kim. Strength in Numbers: How Does Data-Driven Decisionmaking Affect Firm Performance? *SSRN Electronic Journal*, 2011.
- [20] H.-J. Bullinger, U. Heisel, G. Pritschow, and E. Westkämper. *FTK 2000: Fertigungstechnisches Kolloquium*. Springer Berlin Heidelberg, Berlin, Heidelberg, 2000.
- [21] Bundesministerium für Wirtschaft und Energie. *Lernfabrik für vernetzte Produktion LVP*, 2016.
- [22] A. Burisch. *Roboter mit Mikroantriebstechnik für die Mikromontage im Desktop-Factory-Format: Zugl.: Braunschweig, Techn. Univ., Diss., 2012*. Schriftenreihe des Instituts für Werkzeugmaschinen und Fertigungstechnik der TU Braunschweig. Vulkan-Verl., Essen, 2013.
- [23] camLine Holding AG. *Bringen Sie Ihre Daten zum Sprechen.*, 2018.
- [24] C. Cardie. Empirical Methods in Information Extraction. *AI Magazine, California*, (Vol. 18, No. 4), 1997.

- [25] Chang, F., Dean, J., Ghemawat S., Hsieh W. C., Wallach, D. A. Bigtable: A Distributed Storage System for Structured Data. *Google, Inc.*, 2006.
- [26] K. Chase and A. Parkinson. A survey of research in the application of tolerance analysis to the design of mechanical assemblies. *Research in Engineering Design*, 3(1):23–37, 1991.
- [27] H.-Y. Chen, D.-C. Li, and L.-S. Lin. Extending Sample Information for Small Data Set Prediction. In *2016 5th IIAI International Congress on Advanced Applied Informatics (IIAI-AAI)*, pages 710–714. IEEE, 2016.
- [28] A. K. Choudhary, J. A. Harding, and M. K. Tiwari. Data mining in manufacturing: A review based on the kind of knowledge. *Journal of Intelligent Manufacturing*, 20(5):501–521, 2008.
- [29] J. Cleve and U. Lämmel. *Data Mining*. Studium. De Gruyter Oldenbourg, München, 2. edition, 2014.
- [30] E. F. Codd. *The relational model for database management: Version 2*. Addison-Wesley, Reading, Mass., 1990.
- [31] W. Danzer and G. F. Kamiske. *Qualitätsmanagement in der Produkt- und Prozessentwicklung: Kundenorientiert entwickeln und zielsicher planen*, volume 067 of *Pocket Power*. Hanser Fachbuchverlag, München, 2016.
- [32] C. Demant, B. Streicher-Abel, and A. Springhoff. *Industrielle Bildverarbeitung: Wie optische Qualitätskontrolle wirklich funktioniert*. Springer-Verlag Berlin Heidelberg, Berlin, Heidelberg, 3. edition, 2011.
- [33] P. Dempsey and A. Afjeh. Integrating Oil Debris and Vibration Gear Damage Detection Technologies Using Fuzzy Logic. *NASA Center for Aerospace Information*, 2002.
- [34] Deutsches Institut für Normung e.V. *Fertigungsverfahren Fügen: Teil 0: Allgemeines Einordnung, Unterteilung, Begriffe*, 09/2003.
- [35] Deutsches Institut für Normung e.V. *DIN 31051:2012-09*, 09/2012.
- [36] Deutsches Institut für Normung e.V. *Informationsverarbeitung: Begriffe*, 1988.
- [37] U. Dilthey and A. Brandenburg, editors. *Montage hybrider Mikrosysteme: Handhabungs- und Fügetechniken für die Klein- und Mittelserienfertigung*. VDI-Buch. Springer, Berlin, 2005.
- [38] DIN Deutsches Institut für Normung e. V. *DIN 25 424: Fehlerbaumanalyse*.

- [39] DIN Deutsches Institut für Normung e. V. DIN EN 60812:2015-08: Fehlzustandsart- und -auswirkungsanalyse (FMEA), 2014.
- [40] S. Dittrich. *Sensorgeführte Präzisionsmikromontage: Zugl.: Braunschweig, Techn. Univ., Diss., 2004*. Schriftenreihe des Instituts für Werkzeugmaschinen und Fertigungstechnik der TU Braunschweig. Vulkan-Verl., Essen, 2004.
- [41] H. Dubbel, J. Feldhusen, and K.-H. Grote. *Dubbel: Taschenbuch für den Maschinenbau*. Springer, Berlin, 24. edition, 2014.
- [42] H.-F. Eckey, R. Kosfeld, and C. Dreger. *Statistik: Grundlagen - Methoden - Beispiele*. Gabler, Wiesbaden, 2. edition, 2000.
- [43] R. J. Ellwood. *Method to simulate the precision assembly of large dies*. Schriftenreihe des Instituts für Werkzeugmaschinen und Fertigungstechnik der Technischen Universität Braunschweig. Vulkan-Verl., Essen, 2014.
- [44] M. Ester and J. Sander. *Knowledge discovery in databases: Techniken und Anwendungen*. Springer, Berlin and New York, 2000.
- [45] Europäische Norm. DIN 13306: Instandhaltung – Begriffe der Instandhaltung, September 2015.
- [46] FANUC. Kollaborativer Roboter CR-35iA, 2016.
- [47] S. Fatikow. *Mikroroboter und Mikromontage: Aufbau, Steuerung und Planung von flexiblen mikroroboterbasierten Montagestationen*. Teubner, Stuttgart, 2000.
- [48] U. M. Fayyad. *Advances in knowledge discovery and data mining*. AAAI Press and MIT Press, Menlo Park, Calif., 1996.
- [49] S. García, J. Luengo, and F. Herrera. *Data preprocessing in data mining*, volume Volume 72 of *Intelligent systems reference library*. Springer, Cham and Heidelberg and New York and Dordrecht and London, 2015.
- [50] P. M. D. Gray, L. Kerschberg, P. J. H. King, and A. Poulovassilis, editors. *The Functional Approach to Data Management: Modeling, Analyzing and Integrating Heterogeneous Data*. Springer, Berlin and Heidelberg, 2004.
- [51] V. Gundelach and L. Litz. *Moderne Prozeßmeßtechnik*. Springer Berlin Heidelberg, 1999.
- [52] G. Habenicht. *Kleben: Grundlagen, Technologien, Anwendungen*. VDI-Buch. Springer Berlin Heidelberg, Berlin, Heidelberg, 6. edition, 2009.

- [53] R. Haberfellner and M. Becker. *Systems engineering: Methodik und Praxis*. Verl. Industrielle Organisation, Zürich, 12. edition, 2012.
- [54] Häcker Automation. *Our Plant*, Waltershausen, 2016.
- [55] G. Halevi. *Industrial Competitiveness Cost Reduction*. Springer, Dordrecht, 2006.
- [56] J. Han, M. Kamber, and J. Pei. *Data mining: Concepts and techniques*. The Morgan Kaufmann series in data management systems. Elsevier/Morgan Kaufmann, Amsterdam, 3. edition, 2012.
- [57] M. Haun. *Handbuch Robotik: Programmieren und Einsatz intelligenter Roboter*. VDI-Buch. Springer Berlin Heidelberg and Imprint and Springer Vieweg, Berlin, Heidelberg, 2. aufl. 2013 edition, 2013.
- [58] S. Hesse and G. Schnell. *Sensoren für die Prozess- und Fabrikautomation: Funktion - Ausführung - Anwendung*. SpringerLink : Bücher. Springer Vieweg, Wiesbaden, 6. edition, 2014.
- [59] A. Heuer, G. Saake, and K.-U. Sattler. *Datenbanken kompakt*. Mitp, Bonn, 1. edition, 2001.
- [60] M. Höhn. *Sensorgeführte Montage hybrider Mikrosysteme: Zugl.: München, Techn. Univ., Diss., 2001*, volume 149 of *Forschungsberichte / IWB*. Utz, München, 2001.
- [61] W. Holz. *Datendiebstahl, Spionage und Sabotage in der Industrie*: Bitkom e.V. 2015.
- [62] T. Hoshi. Damage Monitoring of Ball Bearing. *CIRP Annals - Manufacturing Technology*, 55(1):427–430, 2006.
- [63] P. Ittermann, Niehaus, J., and H. Hirsch-Kreinsen. *Arbeiten in der Industrie 4.0: Trendbestimmungen und arbeitspolitische Handlungsfelder*, Forschungsförderung, Düsseldorf. *Hans-Böckler-Stiftung*, 2015.
- [64] D. Jacob. *Verfahren zur Positionierung unterseitenstrukturierter Bauelemente in der Mikrosystemtechnik*, volume 167 of *Forschungsberichte / IWB*. Utz Wiss, München, 2002.
- [65] Jigar D. and Darshak D. Application of failure mode and effect analysis (FMEA) for continuous quality improvement – multiple case studies in automobile SMES: *International Journal for Quality Research*; Vol 11, No 2, 2017. ISSN 1800-6450. 2017.

- [66] U. Kottig. Referenz - Smart Factory: Wie Beiersdorf die Digitalisierung der Produktion auf dem Weg zur intelligenten Fabrik seit Jahren vorantreibt - für mehr Agilität und Flexibilität. *Trebing + Himstedt, Schwerin*, 2015.
- [67] J. Kuhlmann. Ausgewählte Verfahren der Holdout- und Kreuzvalidierung. In S. Albers, D. Klapper, U. Konradt, A. Walter, and J. Wolf, editors, *Methodik der empirischen Forschung*, pages 537–546. Gabler Verlag, Wiesbaden, 2009.
- [68] KUKA. LBR IIA, 2016.
- [69] S. Lange and R. Bender. Median oder Mittelwert? Institut für Qualität und Wirtschaftlichkeit im Gesundheitswesen, Köln. *Deutsche medizinische Wochenschrift (1946)*, pages e1–2, 2007.
- [70] B. Leidinger. *Wertorientierte Instandhaltung: Kosten senken, Verfügbarkeit erhalten*. Springer Gabler, Wiesbaden, 2014.
- [71] D.-C. Li, C. Chang, C.-W. Liu, and W.-C. Chen. A new approach for manufacturing forecast problems with insufficient data: The case of TFT-LCDs. *Journal of Intelligent Manufacturing*, 24(2):225–233, 2013.
- [72] W. Liao, Y. Wang, and E. Pan. Single-machine-based predictive maintenance model considering intelligent machinery prognostics. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 63(1-4):51–63, 2012.
- [73] B. Lotter and H.-P. Wiendahl, editors. *Montage in der industriellen Produktion: Ein Handbuch für die Praxis*. VDI-Buch. Springer, Berlin and New York, 2006.
- [74] J. Lunze. *Künstliche Intelligenz für Ingenieure: Methoden zur Lösung ingenieurtechnischer Probleme mit Hilfe von Regeln, logischen Formeln und Bayesnetzen*. De Gruyter Studium. Oldenbourg Wissenschaftsv, Berlin/Boston, 2016.
- [75] A. Marjanovic, G. Kvascev, P. Tadic, and Z. Djurovic. Applications of predictive maintenance techniques in industrial systems. *Serbian Journal of Electrical Engineering*, 8(3):263–279, 2011.
- [76] K. Matyas. Ganzheitliche Optimierung durch individuelle Instandhaltungsstrategien: Technische Universität Wien. *Industrie Management*, 18:13–16, 2002.
- [77] A. Meier. *Relationale und postrelationale Datenbanken*. EXamen.press. Springer-Verlag Berlin Heidelberg, Berlin, Heidelberg, 6. überarbeitete und erweiterte auflage edition, 2007.

- [78] W. Menz, J. Mohr, and O. Paul. *Mikrosystemtechnik für Ingenieure*. John Wiley & Sons, Hoboken, 3 edition, 2012.
- [79] F. Metzner. Flexible Maschinenkonzepte für die Smart Factory: Zukunftstrend: Individualisierte Kundenwünsche bestimmen die Produktion. *PC-Control- The New Automation Technology Magazine*, Beckhoff, Verl, 2015(04):36–37, 2015.
- [80] R. K. Mobley. *An introduction to predictive maintenance*. Butterworth-Heinemann, Amsterdam and New York, 2 edition, 2002.
- [81] R. M. Müller and H.-J. Lenz. *Business Intelligence*. EXamen.press. Imprint: Springer Vieweg, Berlin, Heidelberg, 2013.
- [82] J. F. Murray, G. F. Hughes, and K. Kreutz-Delgado. Machine Learning Methods for Predicting Failures in Hard Drives: A Multiple-Instance Application. *J. Mach. Learn. Res.*, 6:783–816, 2005.
- [83] E. Negri, L. Fumagalli, and M. Macchi. A Review of the Roles of Digital Twin in CPS-based Production Systems. *Procedia Manufacturing*, 11:939–948, 2017.
- [84] K. North, A. Brandner, and T. Steininger, editors. *Wissensmanagement für Qualitätsmanager. essentials*. Springer Fachmedien Wiesbaden, Wiesbaden, 2016.
- [85] Y. J. Ou, J. Hu, X. Li, and T. Le. MIMO EWMA-CUSUM Condition-based Statistical Process Control in Manufacturing Processes. *Proceedings of the 2014 IEEE Emerging Technology and Factory Automation (EFTA)*, pages 1–8, 2014.
- [86] Panasonic Factory Solutions Co. NPM-D Operating Instructions Maintenance Edition, 2006.
- [87] S. Patil and J. Geikwad. Vibration Analysis of Electrical Rotating Machines using FFT: A method of predictive maintenance. *IEEE, Tiruchengode*, 2013.
- [88] B. Petersen. *Flexible Handhabungstechnik für die automatisierte Mikromontage*, volume Bd. 2003,17 of *Berichte aus der Produktionstechnik*. Shaker, Aachen, 2003.
- [89] Plattform Industrie 4.0. Umsetzungsempfehlungen für das Zukunftsprojekt Industrie 4.0 - Abschlussbericht des Arbeitskreises Industrie 4.0. 2013.
- [90] G. Pokar. *Untersuchung zum Einsatz von ebenen Parallelrobotern in der Mikromontage*. Schriftenreihe des IWF. Vulkan-Verlag, Essen, 2004.

- [91] L. L. Pullum. *Software Fault Tolerance Techniques And Implementation*. Artech House, Norwood, 2006.
- [92] A. Raatz, C. Löchte, A. Burisch, J. Wrege, and J. Hesselbach. Mikromontage. In B. Lotter and H.-P. Wiendahl, editors, *Montage in der industriellen Produktion*, pages 443–471. Springer Berlin Heidelberg, Berlin, Heidelberg, 2012.
- [93] V. Raja and K. J. Fernandes. *Reverse Engineering: An Industrial Perspective*. Springer Series in Advanced Manufacturing. Springer-Verlag, London, 2008.
- [94] M. V. Ramana. Beyond our imagination: Fukushima and the Problem of assesing risk. *Bulletin of the Atomic Scientists*, Chicago, 2011.
- [95] S. Rathmann, J. Wrege, K. Schöttler, A. Raatz, and J. Hesselbach. Sensor Guided Micro Assembly by Using Laser-Scanning Technology. In S. Ratchev, editor, *Precision Assembly Technologies for Mini and Micro Products*, volume 198 of *IFIP International Federation for Information Processing*, pages 101–108. Kluwer Academic Publishers, Boston, 2006.
- [96] J. Reichel, G. Müller, and J. Mandelartz, editors. *Betriebliche Instandhaltung*. VDI-Buch. Springer, Berlin, 2009.
- [97] M. Reichle. *Bewertungsverfahren zur Bestimmung des Erfolgspotenzials und des Innovationsgrades von Produktideen und Produkten: Zugl.: Stuttgart, Univ., Diss., 2006*, volume 527 of *Bericht / KTD, Institut für Konstruktionstechnik und Technisches Design, Universität Stuttgart*. Univ and KTD, Stuttgart and Stuttgart, 2006.
- [98] U. Rentschler. *Fehlertolerantes Präzisionsfügen*, volume 104 of *ISW Forschung und Praxis, Berichte aus dem Institut für Steuerungstechnik der Werkzeugmaschinen und Fertigungseinrichtungen der Universität Stuttgart*. Springer Berlin Heidelberg, Berlin, Heidelberg, 1995.
- [99] L. Rokach and O. Maimon. Data Mining for Improving the Quality of Manufacturing: A Feature Set Decomposition Approach. *J Intell Manuf (Journal of Intelligent Manufacturing)*, Springer, 17(3):285–299, 2006.
- [100] T. A. Runkler. *Data Mining: Methoden und Algorithmen intelligenter Datenanalyse*. Computational intelligence. Vieweg + Teubner, Wiesbaden, 2010.
- [101] M. Saito and M. Matsumoto. SIMD-oriented Fast Mersenne Twister: a 128-bit Pseudorandom Number Generator: 2008. In *Monte Carlo and Quasi-Monte Carlo Methods*, pages 607–622.

- [102] C. Sammut and G. I. Webb, editors. *Encyclopedia of Machine Learning and Data Mining*. Springer US, Boston, MA, 2017.
- [103] SAP SE. SAP Brings You the Internet of Things for Business: Connect, Transform, and Reimagine Business in a Hyperconnected Future: SAP Thought Leadership Paper.
- [104] SAP SE. SAP Brings You the Internet of Things for Business: Connect, Transform, and Reimagine Business in a Hyperconnected Future. *SAP Thought Leadership Paper*, 2014, 2014.
- [105] M. Schenk. *Instandhaltung technischer Systeme: Methoden und Werkzeuge zur Gewährleistung eines sicheren und wirtschaftlichen Anlagenbetriebs*. Springer-Verlag Berlin Heidelberg, Berlin, Heidelberg, 2010.
- [106] E. Schicker. *Datenbanken und SQL: Eine praxisorientierte Einführung mit Anwendungen in Oracle, SQL Server und MySQL*. Informatik et Praxis. Springer Vieweg, Wiesbaden, 4. edition, 2014.
- [107] J. Schmidt. *Integrierte Arbeitsplanung und Fertigungssteuerung auf Basis von Zustandsinformationen*. Dissertation, Leibniz Universität Hannover and TEWISS - Technik und Wissen GmbH, 2015.
- [108] R. Schmitt, R. Decressin, F. Dietrich, and K. Dröder. Detection of wear parameters using already included sensors in the machines environment to reach higher machine precession. *Journal of Machine Engineering; XXIX CIRP Sponsored Conference on Supervising and Diagnostics of Machining Systems in Karpacz*, 2018.
- [109] R. Schmitt, F. Dietrich, and K. Dröder. Big Data Methods for Precision Assembly. *6th CIRP Conference on Assembly Technologies and Systems (CATS), Gothenburg*, 44:91–96, 2016.
- [110] R. Schmitt, F. Dietrich, and K. Dröder. Methodology and experimental analysis of failure connections in precision assembly process data. *12th CIRP Conference on Intelligent Computation in Manufacturing Engineering, 18-20 July 2018, Gulf of Naples, Italy*, 2018.
- [111] R. Schmitt, J. Riedel, K. Dröder, and F. Dietrich. A methodology for a structured process analysis of complex production processes with a small database. *WGP Jahreskongress Aachen*, 2017.
- [112] K. Schöttler. *Planung und Untersuchung automatisierter Mikromontageprozesse unter besonderer Berücksichtigung der Einflussgrößen: Zugl.: Braunschweig, Techn. Univ., Diss., 2008*. Schriftenreihe des Instituts für Werkzeugmaschinen und Fertigungstechnik der TU Braunschweig. Vulkan-Verl., Essen, 2008.

- [113] U. Shafique and H. Qaiser. A Comparative Study of Data Mining Process Models (KDD, CRISP-DM and SEMMA). *International Journal of Innovation and Applied Studies*, (Vol. 12 No. 1):217–222, 2014.
- [114] B. Siciliano, L. Sciavicco, L. Villani, and G. Oriolo. *Robotics: Modelling, planning and control*. Advanced textbooks in control and signal processing. Springer, London, 2010.
- [115] Siemens AG. SIPLACE HS Super High Speed SMD Bestücksystem Spezifikation Maintenance, 2004.
- [116] Siemens AG. Multi-Carrier-System: Die innovative Systemlösung für mehr Flexibilität Ihrer Produktionsprozesse, 2016.
- [117] M. F. Stolz. *Entwicklung intelligenter, maschinennaher Dienste für die Mikrobearbeitung: Zugl.: Stuttgart, Univ., Diss., 2006*, volume 448 of *IPA-IAO Forschung und Praxis*. Univ and Jost-Jetter-Verl., Stuttgart and Heimsheim, 2006.
- [118] M. Strunz. *Instandhaltung: Grundlagen - Strategien - Werkstätten*. Springer, Berlin and Heidelberg, 2012.
- [119] Sysmelec. Wartungshandbuch Der Roboter und Numerischen Steuerungen, 1999.
- [120] R. Teti, K. Jemielniak, G. O'Donnell, and D. Dornfeld. Advanced monitoring of machining operations. *CIRP Annals - Manufacturing Technology*, 59(2):717–739, 2010.
- [121] T.-N. Tsai. Development of a soldering quality classifier system using a hybrid data mining approach. *Expert Systems with Applications*, 39(5):5727–5738, 2012.
- [122] G. Tschirner-Vinke, R. Hartanto, M. Reinecke, and V. Viereck. Forschungsprojekt "Marion": Mobile Maschinen im dynamischen Verbund, IT und Production online, 2013.
- [123] Unitechnologies SA. Präzise Sonder Montagemaschinen, 2016.
- [124] Universal Robots. UR10-Roboter, 2016.
- [125] VDE Verband Deutscher Elektrotechniker and VDI Verein Deutscher Ingenieure. VDI 2860: Montage- und Handhabungseinrichtungen: Handhabungsfunktionen, Handhabungseinrichtungen ; Begriffe, Definitionen, Symbole, 1990.

- [126] VDI Verein Deutscher Ingenieure. VDI/DGQ 3441: Statistische Prüfung der Arbeits- und Positionsgenauigkeit von Werkzeugmaschinen - Grundlagen, 1977.
- [127] VDI Verein Deutscher Ingenieure. VDI 2861: Kenngrößen für Industrieroboter Achsbezeichnungen, 1988.
- [128] VDI Verein Deutscher Ingenieure. VDI 2225 Konstruktionsmethodik - Technisch-wirtschaftliches Konstruieren - Vereinfachte Kostenermittlung, 1997.
- [129] VDI Verein Deutscher Ingenieure. DIN 32563: Fertigungsmittel für Mikrosysteme - Klassifizierungssystem für Mikrobauteile, 2002.
- [130] A. Verl, U. Heisel, M. Walther, and D. Maier. Sensorless automated condition monitoring for the control of the predictive maintenance of machine tools. *CIRP Annals - Manufacturing Technology*, 58(1):375–378, 2009.
- [131] M. Walther and A. Verl. Antriebsnahe Maschinendiagnose: Zuverlässigkeit und Diagnose in der Produktion. *VDI-Verlag, Düsseldorf*, 2(663):39–55, 2007.
- [132] J.-D. Walz. Flexible Roboter für die Industrie 4.0, 2016.
- [133] M. Weiser. The Computer for the 21st Century. *Scientific American*, 265(3):94–104, 1991.
- [134] X. Wu, V. Kumar, J. Ross Q., Joydeep G., Y. Qiang, H. Motoda, G. McLachlan, A. Ng, B. Liu, P. Yu, Z. Zhou, M. Steinbach, and D. Steinberg. Top 10 algorithms in data mining. *Knowledge and Information Systems*, 14(1):1–37, 2008.
- [135] H. Xiong, G. Pandey, M. Steinbach, and V. Kumar. Enhancing data analysis with noise removal. *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*, 18(3):304–319, 2006.
- [136] L. Yang and S.-H. Sheu. Integrating multivariate engineering process control and multivariate statistical process control. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 29(1-2):129–136, 2006.
- [137] T. Zeilinger. *Laserbasierte Bauteillagebestimmung bei der Montage optischer Mikrokomponenten: Zugl.: München, Techn. Univ., Diss., 2012*, volume 269 of *Forschungsberichte IWB*. Utz, München, 2013.
- [138] Z. Zhang. A flexible new technique for camera calibration. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 22(11):1330–1334, 2000.

Abbildungsverzeichnis

1.1	Struktur zur Herleitung der Forschungshypothesen und Definition der zentralen Methoden der Arbeit	2
2.1	Klassifizierung der Montagegenauigkeit [88]	6
2.2	Sensorwerte gruppiert nach Hesse [58][S. 6]	9
2.3	Wissenspyramide nach [84, S. 5]	11
2.4	Überblick über die wichtigsten Data-Mining-Algorithmen	18
2.5	Übersicht über die mit Blick auf den Stand der Technik dargestellten Literaturbeispiele und daraus folgende Handlungsbedarfe	26
2.6	Identifizierte Forschungslücken und Handlungsbedarfe	27
3.1	Referenzmodell der Präzisionsmontagemethode	31
3.2	Beispielhafte Montageaufgabe <i>eins</i> im Endzustand	35
3.3	Beispielhafte Montageaufgabe <i>zwei</i> mit Montagewinkel γ im Endzustand	36
3.4	Präzisionsmontageroboter Sysmelec Autoplace 411	36
3.5	Vorliegende Einflussgrößen	38
4.1	Aktueller Ausschnitt aus der Präzisionsmontagemethode	41
4.2	Struktureller Informations- und Bauteilfluss in einem Montageprozess	42
4.3	Entwicklung der Prozessparameter (Pose) während der Prozess-Rüst-Phase eines Fertigungsprozesses	43
4.4	Ablauf der Aufgabe des verwendeten Parsers	51
4.5	Erste Datendarstellung und Betrachtung (Kamerakalibrierparameter)	52
4.6	Datengruppen der verschiedenen im Fertigungsprozess verfügbaren Daten	53
4.7	Ishikawa-Diagramm zur Darstellung von Fehlereinflussgrößen	55
4.8	Mögliche Fehlereinflussgrößen nach Brainstorming; blau markiert sind die Fehler, die direkt mit dem Fehler Abweichung der Endposition in Beziehung stehen	59
4.9	Fehlerabhängigkeit als gerichtetes Netzwerk	62
4.10	Relativer Nutzen durch Integration von Zusatzsensorik	69
4.11	Lasersensorvermessung zum Vergleich verschiedener Oberflächen	74
4.12	Bewertungsmethode für Hardware-Demonstrationskörper	75

4.13	Erforderliche Prozessschritte für die Durchführung einer strukturierten Prozessanalyse mit kleinen Datenbasen	80
5.1	Aktueller Ausschnitt aus der Präzisionsmontagemethode	82
5.2	Prozessmodell untergliedert in die Subgruppen Prozess, Maschine, Umgebung und Produkt mit den zugeordneten Submodulen	83
5.3	Dargestellte Absatzposition mit eingezeichneten Klassengrenzen; hier repräsentiert die blaue Menge Gutteile und die rote Menge die auffälligen Teile	87
5.4	Aktueller Ausschnitt aus dem Prozessmodell	89
5.5	Schema zur Beschreibung des Ablaufs zum Auffinden von Achsauffälligkeiten	92
5.6	Leistungsmessung der Drehachse des Roboters; an bestimmten Stellen wurden Störungen erkannt, die in der Messung markiert wurden	93
5.7	Leistungsmessung der Drehachse des Roboters; weniger beanspruchter Achsbereich; gezeichnete Grenzen (3σ)	94
5.8	Schema für die Versuchsdurchführung des Drehversuchs	95
5.9	Auswertung der Bildverarbeitung für den Drehversuch der Roboterachsen; errechnete Differenz der durchgeführten Winkelschritte (Steps)	96
5.10	Versuchsaufbau zur Ermittlung der Montagegenauigkeit	97
5.11	Ausschnitt des Prozessbereichs aus dem Prozessmodell	98
5.12	Aufbau für die Erfassung von gestellfesten Punkten sowie von Bauteilkanten	99
5.13	Erkannte Bauteilkonturen des Bauteils A	100
5.14	Gestellfester Punkt mit 2- <i>sigma</i> -Streuung	105
5.15	Kameraparameter verschiedener Produkte im Vergleich	108
5.16	Versuchsaufbau für das Submodul zur Ebenheitsvermessung	109
5.17	Ebenheitsausgleich mit einer Streuung von 3σ	111
5.18	Ausschnitt aus dem Prozessmodell zur Analyse der Produkteinflüsse	113
5.19	Analyse durch das Submodul Eingangskontrolle	114
5.20	Vermessung der Bauteilkanten, 3- <i>sigma</i> -Umgebung	116
5.21	Bauteilkantenlängen normiert auf die Länge 1 mm über der Zeit . .	117
5.22	Ausschnitt aus dem Prozessmodell für den Bereich der Umgebungseinflüsse	120
5.23	Darstellung der Raumtemperatur an Fertigungstagen; Bauteil B18 (markiert durch Stern)	121
5.24	Bauteil-Ausgangsvermessung am ersten Fertigungstag	123
5.25	Bauteil-Ausgangsvermessung nach einigen Fertigungstagen	124
5.26	Taktzeit an verschiedenen Fertigungstagen	125
5.27	Aufgezeichnete Pulswerte des Bedieners an verschiedenen Fertigungstagen; BPM über Uhrzeit	125
5.28	Erkennen von abhängigen Fehlern auf der Basis der Korrelationsmatrix	127

5.29	Berechnete Korrelationsmatrix aus einem Black-Box-Ansatz; Korrelation erfolgt pro Parameter	131
6.1	Aktueller Ausschnitt aus der Präzisionsmontagemethode	135
6.2	Ergebnis der Bewertungsmatrix nach Sammut et al. [102] für die Bildverarbeitung	137
6.3	Ergebnis der Bewertungsmatrix nach Sammut et al. [102] für den Ebenheitsausgleich	138
6.4	Ergebnis der Bewertungsmatrix nach Sammut et al. [102] für die Achsenverschleißversuche; * für die Achsenvermessung mittels Kamera wurden bei mehrfacher Wiederholung die gleichen Ergebnissen erzielt	140
6.5	Ergebnis der Bewertungsmatrix nach Sammut et al. [102] für die Eingangskontrolle; * bedeutet, dass die Werte von dem durchführenden Nutzer abhängen, da die Bewertung subjektive Beurteilungen mit einbeziehen kann	141
6.6	Vergleichende Darstellung der Fehlerkorrelationsmatrizen (siehe auch Abbildung A.23, A.24 und A.25)	143
6.7	Auszug aus den auftretenden Fehlerraten im Fertigungsprozess . . .	143
6.8	ABC-Analyse aller auftretenden Fertigungsfehler	144
6.9	Entwicklung der Taktzeit. Im gleitenden Mittel sowie in der Ausgleichsgeraden wurden Ausreißer nicht berücksichtigt. Das Bauteil B18 dient als Referenz zu anderen Diagrammen	147
6.10	Darstellung der auftretenden Auffälligkeiten während des Prozesses sowie zugehörige Ausgleichsgerade	148
6.11	Übersicht über zu erfassende Messgrößen; hierbei geben die Winkel $d\alpha$ und $d\beta$ die Verdrehung der Bauteile zueinander (Parallelität) an, $d\gamma$ die Verkipfung der Bauteile zueinander sowie dx und dy die Verschiebung, während dz den Spalt zwischen den Bauteilen beschreibt	149
6.12	Aufsummierte Montageungenauigkeit für ein Beispielbauteil keiner = noch kein Teilprozess real vermessen; Bauteiltoleranzen = Bauteilkanten vermessen; Ebenenvermessung = Ebenenvermessung durchgeführt (Laser); BV Bauteil A = Bildverarbeitung Bauteil A erfolgt; BV Bauteil B = Bildverarbeitung Bauteil B erfolgt; Greifen & Setzen = Greifen und Setzen Bauteil B auf A erfolgt; Montagegenauigkeit = Prognose; gemessene Daten = Messwerte mittels Mikroskop	151
6.13	Regressionsanalyse für die Abhängigkeit der Bildverarbeitung von Bauteil A und B zur Setzposition des Bauteils in x-Richtung	154
6.14	Aufgetragen sind die erzielten Vorhersagegenauigkeiten der Monte-Carlo-Analyse auf der Basis von Fertigungsdaten sowie die der Regressionsanalyse mit ein, zwei und vier Kriterien	155
6.15	Exemplarische Ansicht der App zur Visualisierung von Prozessdaten	156

7.1	Prozessmodell der Vorserienmontage	159
7.2	Prozessmodell der Serienmontage	160
7.3	Korrelationsmatrix eines übertragenen Fertigungsprozesses im industriellen Umfeld	161
7.4	Netzwerkgrafik der Fehlerzusammenhänge innerhalb der Fertigungsdaten aus dem industriellen Umfeld; Fehler-ID kann der Liste in Abbildung 7.3 entnommen werden	162
7.5	Kamerakalibrierparameter (schwarz eingezeichnet ist der Mittelwert)	163
8.1	Identifizierte Forschungslücken und Ergebnisse der Arbeit	167
A.1	Fehlerursache Analyse (Root-Impact Analyse)	172
A.2	Auswertung der Laser Scan Vermessung - original Bauteil	204
A.3	Auswertung der Laser Scan Vermessung - Demonstrationskörper	205
A.4	Ablaufdiagramme aufgebauter Submodule	208
A.5	Konturabweichung der Bauteilkontur bei Kantenausbrüchen (3σ)	209
A.6	Messabweichung eines unter Schwingungen gemessenen Punktes mit Fehlerbalken (3σ)	210
A.7	Durchschnittlicher Grauwert der Kameraaufnahme bei Überbelichtung (3σ)	210
A.8	Durchschnittlicher Grauwert der Kameraaufnahme bei Unterbelichtung (3σ)	211
A.9	Bildverarbeitungsauswertung eines Beispielbauteils markiert mit einem rotem „X“	211
A.10	Ebenenvermessungsauswertung eines Beispielbauteils	212
A.11	Greif- und Setz-Positionen mit Bezug zu den Bildverarbeitungspositionen; links ist die Position die vor dem Greifen durch die Bildverarbeitung ermittelt wurde dargestellt. Rechts die vermessene Absetzposition. Darunter findet sich die Setz-Relation, dass die Differenz der Greif- und der Setzposition relativ zueinander darstellt.	213
A.12	Kalibrierparameter des ersten Fertigungsdatensatzes ein Teil A auf ein Teil B	214
A.13	Versuchsaufbau Roboterachsen Vermessung, sowie Roboterbild zur Auswertung	215
A.14	Vergleich verschiedener Achsenbereiche	216
A.15	Bestimmung der FFT des Roboters vor Achsenwartung, mit Achsenschwingungen in der Z-Achse	216
A.16	Bestimmung der FFT des Roboters nach Behebung der Schwingungen in der Z-Achse	217
A.17	Ergebnisse der Montage-Wiederholgenauigkeit des Roboters Sysmlec in einem verschlissenen Achsbereich (häufiger genutzter Achsbereich) und einem weniger verschlissenen Achsbereich	217

A.18 Vergleich der Eingangskontrollenauswertung im Bezug auf Schäden mit musterhaftem Verhalten	218
A.19 Darstellung der Klimatischen Parameter des Reinraums während der Fertigung von Bauteil B18 (markiert durch Stern); zu sehen sind zudem Trendlinien, die für die Erkennung starker Parameterschwankungen genutzt werden	219
A.20 Veränderung der Verteilung eines ausgewählten Prozessparameters bei abnehmender Versuchsanzahl	220
A.21 Verteilung der beteiligten Prozessparameter, sowie Prüfung auf Normalverteilung; die Parameter ID findet sich im rechten Bildbereich; eine Korrelationsanalyse dieser Parameter findet sich in Abbildung 5.29	221
A.22 Verteilung der wichtigsten Prozessparameter, sowie Prüfung auf Normalverteilung mit der Hilfe eines Probility-Plots	222
A.23 Angepasste Korrelationsmatrix; erstellt aus den Matrizen A.7 bis A.18 jedoch unabhängig von der Werkrichtung der Fehler	223
A.24 Korrelationsmatrix berechnet mit Hilfe der automatisierten Fehlererkennung Abschnitt 6.1.6; rot bedeutet Fehleranzahl über 20, orange Fehleranzahl über 10; grün Fehleranzahl über 0; die Fehler IDs können der Abbildung A.23 entnommen werden	224
A.25 Vergleichende Korrelationsmatrix, Unterschiede und Übereinstimmungen werden dargestellt. Fehler ID kann der Liste in Abbildung A.23 entnommen werden	225
A.26 Netzwerkgrafik der ermittelten Fehlerzusammenhänge. Fehler ID kann der Liste in Abbildung A.23 entnommen werden	226
A.27 Darstellung zur Untersuchung der Parameter Abhängigkeiten innerhalb der aus Versuchsdaten erzeugten Korrelationsmatrix, mit Hilfe des Korrelationskoeffizient. Fehler ID kann der Liste in Abbildung A.23 entnommen werden	227
A.28 Darstellung zur Untersuchung der Parameter Abhängigkeiten innerhalb der aus Versuchsdaten erzeugten Korrelationsmatrix, mit Hilfe des Rangkorrelationskoeffizienten. Fehler ID kann der Liste in Abbildung A.23 entnommen werden	228
A.29 Darstellung des Polynomgrades der korrelierten Parameter sowie überlagerte Darstellung des Korrelationsgrades. Basierend auf dem mittleren Fehler des Fittings wurde die Auswahl des Polynomgrades getroffen	229
A.30 Fehlerhäufigkeiten eines übertragenen Fertigungsprozesses im industriellen Umfeld; die Angaben in der Legende geben dabei die Bauteilnummern an	229
A.31 Vergleich der skalierten Taktzeiten des Beispielprozesses sowie des Prozesses im realen Fertigungsumfeld (Vergleichsanlage); die Taktzeiten sind geglättet	230

A.32 Vergleichende Darstellung von Realen Messwerten zu Monte-Carlo-Abschätzung; dargestellte Grenzen entsprechen 3σ	230
A.33 Aufgetragenen Montageungenauigkeit bezogen auf Standardnormalverteilung der Einzel-Prozesse	231
A.34 Regressionsanalyse für die Abhängigkeit der Bildverarbeitungsposition in X-Richtung zur Setzposition des Bauteils in X-Richtung. Darstellung der Trainingsdaten sowie Testdaten und der zugehörigen Regressionsgraden	232

Tabellenverzeichnis

3.1	Spezifikationen des Präzisionsmontageroboters; nach [43], [90]	37
4.1	Fehlereinflussfaktoren mit Bezug auf ihre Erkennbarkeit und die zugehörigen Prozesse	58
4.2	Fehlerdetektierbarkeit mit vorhandener Sensorik (LS = Laserscanner; BV = Bildverarbeitung; GR = Greifer; RR = Reinraum; EK = Endkontrolle; OP = Operator)	64
4.3	Struktur für einen paarweisen Vergleich	66
4.4	Die fünf Fehler mit höchster Priorität als Ergebnis der FMEA . . .	67
4.5	Durch Brainstorming identifizierte Zusatzsensorik im Paarvergleich mit den Fehlerzuständen (blaue Felder bedeuten eine potenzielle Detektierbarkeitsverbesserung durch Zusatzsensorik, graue Felder eine nur eingeschränkte Verbesserung, weiße Felder überhaupt keine Verbesserung); R = Roboter, ST = Magazin Bauteil A, SD = Magazin Bauteil B, LS = Laser, BV = Bildverarbeitung, GR = Greifer, KD = Klebstoffdosierung, EK = Endkontrolle	68
5.1	Übersicht über verwendeten Data-Mining-Algorithmen in Anlehnung an Abbildung 2.4	86
5.2	Ergebnisse der FMEA aus Abschnitt 4.4 für die Fehler, die die Maschinenkomponente betreffen	90
5.3	Ergebnisse der FMEA aus Abschnitt 4.4 für die Fehler der Bildverarbeitung	101
5.4	Ergebnisse der FMEA aus Abschnitt 4.4 für die Fehler der Ebenheitsvermessung	110
5.5	Ergebnisse der FMEA aus Abschnitt 4.4 für die Fehler der Objektvermessung der Eingangskontrolle	113
5.6	Ergebnisse der FMEA aus Abschnitt 4.4 für die Fehler, die auf Umgebungsbedingungen beruhen	119
5.7	Ergebnisse der FMEA aus Abschnitt 4.4 für die Fehler, die auf Unachtsamkeiten des Bedieners beruhen	122
5.8	Tabellarische Zusammenfassung der Ergebnisse, die innerhalb der Submodule erzielt wurden	134
A.1	Übersicht über eingesetzte Sensorik in Robotern; [119][54][68][124][46]	170

A.2 Übersicht über eingesetzte Sensorik in Bestückmaschinen; [86] [115]	171
A.3 Übersicht über mögliche Fehlerursachen 1; nach Farblegende (siehe Abbildung A.1)	173
A.4 Übersicht über mögliche Fehlerursachen 2; nach Farblegende (siehe Abbildung A.1)	174
A.5 Übersicht über mögliche Fehlerursachen 3; nach Farblegende (siehe Abbildung A.1)	175
A.6 Übersicht über mögliche Fehlertypen und die Aufteilung der Betrachtung in die jeweiligen Einzel-Felder	176
A.7 Detailansicht der Fehlertypen, Feld A nach Abbildung A.6	177
A.8 Detailansicht der Fehlertypen, Feld B nach Abbildung A.6	178
A.9 Detailansicht der Fehlertypen, Feld C nach Abbildung A.6	179
A.10 Detailansicht der Fehlertypen, Feld D nach Abbildung A.6	180
A.11 Detailansicht der Fehlertypen, Feld E nach Abbildung A.6	181
A.12 Detailansicht der Fehlertypen, Feld F nach Abbildung A.6	182
A.13 Detailansicht der Fehlertypen, Feld G nach Abbildung A.6	183
A.14 Detailansicht der Fehlertypen, Feld H nach Abbildung A.6	184
A.15 Detailansicht der Fehlertypen, Feld I nach Abbildung A.6	185
A.16 Detailansicht der Fehlertypen, Feld J nach Abbildung A.6	186
A.17 Detailansicht der Fehlertypen, Feld K nach Abbildung A.6	187
A.18 Detailansicht der Fehlertypen, Feld L nach Abbildung A.6	188
A.19 Detektierbare Fehlertypen mit bereits vorhandener Montagesensorik	189
A.20 Detektierbare Fehlertypen mit bereits vorhandener Montagesensorik, Feld 1 nach Abbildung A.19; LS = Laserscanner; BV = Bildverarbeitung; GR = Greifer; RR = Reinraum; EK = Endkontrolle; OP = Operator	190
A.21 Detektierbare Fehlertypen mit bereits vorhandener Montagesensorik, Feld 2 nach Abbildung A.19; LS = Laserscanner; BV = Bildverarbeitung; GR = Greifer; RR = Reinraum; EK = Endkontrolle; OP = Operator	191
A.22 Detektierbare Fehlertypen mit bereits vorhandener Montagesensorik, Feld 3 nach Abbildung A.19; LS = Laserscanner; BV = Bildverarbeitung; GR = Greifer; RR = Reinraum; EK = Endkontrolle; OP = Operator	192
A.23 Detektierbare Fehlertypen mit bereits vorhandener Montagesensorik, Feld 4 nach Abbildung A.19; LS = Laserscanner; BV = Bildverarbeitung; GR = Greifer; RR = Reinraum; EK = Endkontrolle; OP = Operator	193
A.24 Detektierbare Fehlertypen mit bereits vorhandener Montagesensorik, Feld 5 nach Abbildung A.19; LS = Laserscanner; BV = Bildverarbeitung; GR = Greifer; RR = Reinraum; EK = Endkontrolle; OP = Operator	194

A.25 Vergleich der Fehler untereinander und Zuordnung der Entdeckungswahrscheinlichkeit (nur eindeutig erkennbare Fehler), Feld 1	195
A.26 Vergleich der Fehler untereinander und Zuordnung der Entdeckungswahrscheinlichkeit (nur eindeutig erkennbare Fehler), Feld 2	196
A.27 Vergleich der Fehler untereinander und Zuordnung der Entdeckungswahrscheinlichkeit (eingeschränkt erkennbare Fehler), Feld 1	197
A.28 Vergleich der Fehler untereinander und Zuordnung der Entdeckungswahrscheinlichkeit (eingeschränkt erkennbare Fehler), Feld 2	198
A.29 Zuordnung Erweiterte Montagesensorik zu Fehlertypen, Feld 1 . . .	199
A.30 Zuordnung Erweiterte Montagesensorik zu Fehlertypen, Feld 2 . . .	200
A.31 Zuordnung Erweiterte Montagesensorik zu Fehlertypen, Feld 3 . . .	201
A.32 Zuordnung Erweiterte Montagesensorik zu Fehlertypen, Feld 4 . . .	202
A.33 Zuordnung Erweiterte Montagesensorik zu Fehlertypen, Feld 5 . . .	203